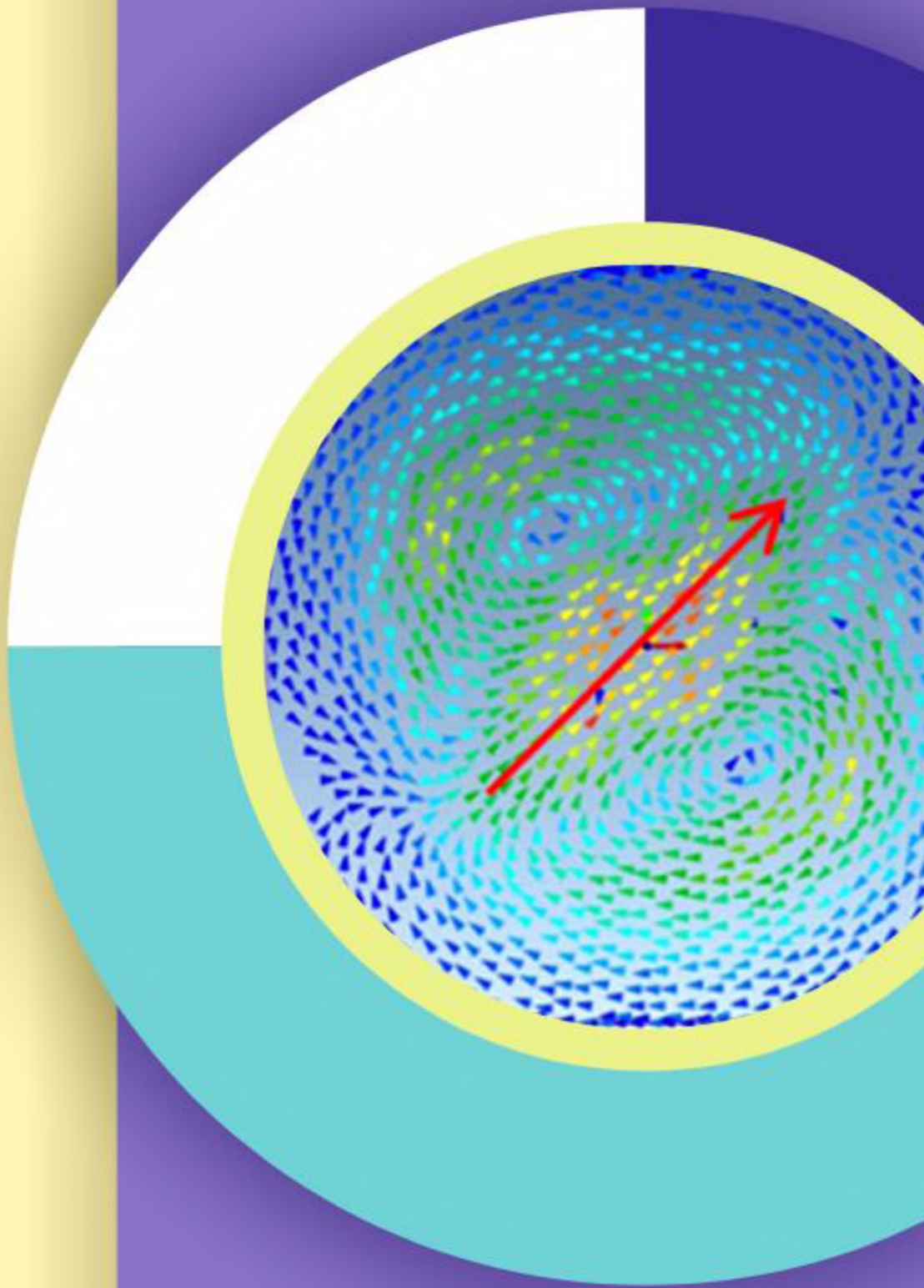


# НАКЛАДНІ ВИХРОСТРУМОВІ ПЕРЕТВОРЮВАЧІ З ОДНОРІДНОЮ ЧУТЛИВІСТЮ

В. Я. ГАЛЬЧЕНКО  
Р. В. ТРЕМБОВЕЦЬКА  
В. В. ТИЧКОВ



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

**В.Я.ГАЛЬЧЕНКО**  
**Р.В.ТРЕМБОВЕЦЬКА**  
**В.В.ТИЧКОВ**

**НАКЛАДНІ ВИХРОСТРУМОВІ ПЕРЕТВОРЮВАЧІ**  
**З ОДНОРІДНОЮ ЧУТЛИВІСТЮ**

Монографія

**Харків**  
**2021**

УДК 620.179.147:620.186:519.853] (02)

Г17

*Рекомендовано до друку Вченою радою Черкаського державного технологічного університету Міністерства освіти і науки України, протокол №1 від 28.08.2021 р.*

Рецензенти:

**Кошовий М.Д.**, професор кафедри інтелектуальних вимірювальних систем та інженерії якості Національного аерокосмічного університету ім. М.Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», доктор технічних наук, професор, лауреат Державної премії України в галузі науки і техніки

**Куц Ю.В.**, професор кафедри автоматизації та систем неруйнівного контролю Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського», доктор технічних наук, професор

**Хандецький В.С.**, завідувач кафедри електронних обчислювальних машин Дніпровського національного університету імені Олеся Гончара, доктор технічних наук, професор

**Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В.**

Г17

**Накладні вихрострумові перетворювачі з однорідною чутливістю:** монографія / В.Я.Гальченко, Р.В.Трембовецька, В.В.Тичков. – Харків : СГ НТМ «Новий курс» 2021. – 281 с.

ISBN 978-617-7886-28-9

Монографія присвячена створенню теорії сурогатного оптимального синтезу рухомих вихрострумових перетворювачів із однорідною чутливістю до дефектів порушень суцільності матеріалів і виробів. Запропонована єдина методологія, яка дозволяє реалізувати сурогатний оптимальний синтез всього класу накладних вихрострумових перетворювачів із апріорі заданою однорідною чутливістю в зоні контролю. Розроблені практичні підходи до створення багатовимірних метамоделей рухомих перетворювачів, засоби перевірки їх адекватності та інформативності, що ґрунтуються на перевірці статистичних гіпотез. Для побудови метамоделей застосовувалися створені багатовимірні плани комп'ютерних однорідних експериментів на основі  $R_d$ -послідовностей та  $ЛП_r$ -послідовностей Соболя, які характеризуються гарантовано низькими показниками розбіжностей. Використання метамоделей дозволило реалізувати процедури сурогатного оптимального синтезу перетворювачів із застосуванням сучасних стохастичних метаверистичних алгоритмів глобального пошуку екстремумів. Наведено програми реалізації комп'ютерних планів експериментів, алгоритмів умовної оптимізації, що забезпечують виконання синтезу вихрострумових перетворювачів із однорідною чутливістю до дефектів.

Для наукових співробітників та інженерів, що працюють в галузі вихрострумового неруйнівного контролю, а також для аспірантів і студентів відповідних спеціальностей.

УДК 620.179.147:620.186:519.853] (02)

ISBN 978-617-7886-28-9

© Гальченко В.Я., 2021

© ЧДТУ, 2021

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	7
ПЕРЕДМОВА.....	8
ГЛАВА 1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТЕНДЕНЦІЙ, НАПРЯМКІВ ТА МЕТОДІВ ПРОЄКТУВАННЯ ВИХРОС- ТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ ІЗ ПРОСТОРОВО- ІНВАРІАНТНИМИ ПОЛЯМИ ЗБУДЖЕННЯ.....	12
1.1. Аналіз методів та тенденцій щодо створення вихростру- мових перетворювачів із системами збудження оптималь- ного електромагнітного поля .....	13
1.2. Методи розв'язку нелінійних обернених задач та оцінка можливості їх застосування для оптимального синтезу вихрострумів перетворювачів.....	30
1.3. Методи створення моделей-замісників для ресурсоміст- ких задач сурогатного оптимального синтезу вихрострумо- вих перетворювачів з апріорі заданими властивостями поля зондування.....	36
Список використаних джерел до глави 1.....	56
ГЛАВА 2. СТВОРЕННЯ МЕТОДОЛОГІЇ СУРОГАТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО СИНТЕЗУ РУХОМИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ З ОДНОРІДНОЮ ЧУТЛИВІСТЮ В ЗОНІ КОНТРОЛЮ.....	64
2.1. Постановка проблеми оптимального синтезу рухомих вихрострумів перетворювачів із просторово-інваріант- ними полями збудження.....	64
2.2. Розв'язок прямої електродинамічної задачі щодо взаємо- дії електромагнітного поля збудження з об'єктом контролю з урахуванням ефекту швидкості.....	69
2.3. Побудова метамоделей рухомих вихрострумів перет- ворювачів для задач оптимального сурогатного синтезу їх систем збудження з забезпеченням однорідного розподілу густини вихрових струмів в об'єкті контролю.....	77
2.3.1. Створення методу побудови багатовимірних од- норідних комп'ютерних планів експерименту з високими по- казниками гомогенності для використання в задачах апрокс- симації гіперповерхонь відгуку.....	77
2.3.2. Створення методу побудови багатовимірних комі- тетних адитивних нейромережових метамоделей вихростру- мових перетворювачів.....	92

2.3.3. Перевірка адекватності та інформативності мета-моделей рухомих вихрострумів перетворювачів.....	96
2.4. Оптимізаційні алгоритми пошуку глобального екстремуму в задачах синтезу рухомих вихрострумів перетворювачів.....	98
2.4.1. Стохастичні метаевристичні методи розв'язку задач глобальної оптимізації.....	100
2.4.2. Алгоритм оптимізації роєм частинок PSO зі стратегією випадкової топології зв'язків.....	101
2.4.3. Гібридний меметичний алгоритм оптимізації на основі генетичного з локальним пошуком симплексним методом Нелдера-Міда .....	105
2.4.4. Гібридний алгоритм оптимізації роєм частинок з еволюційним формуванням складу рою.....	107
2.5. Верифікація результатів синтезу систем збудження рухомих вихрострумів перетворювачів з використанням “точних” математичних моделей.....	108
Список використаних джерел до глави 2.....	109
<b>ГЛАВА 3. МЕТОД СУРОГАТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО СИНТЕЗУ КРУГОВИХ РУХОМИХ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ..</b>	<b>116</b>
3.1. «Точна» електродинамічна модель рухомих кругових накладних вихрострумів перетворювачів.....	116
3.2. Побудова метамоделей кругових накладних вихрострумів перетворювачів.....	122
3.2.1. Метамоделей кругового накладного вихрострумів перетворювача із планарною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності.....	123
3.2.2. Метамоделей кругового накладного вихрострумів перетворювача із об'ємною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності.....	135
3.3. Суругатний параметричний оптимальний синтез систем збудження кругових накладних вихрострумів перетворювачів.....	148
3.3.1. Суругатний синтез накладних вихрострумів перетворювачів з планарною структурою системи збудження та верифікація результатів синтезу .....	148
3.3.2. Суругатний синтез накладних вихрострумів перетворювачів з об'ємною структурою системи збудження та верифікація результатів синтезу.....	151
Список використаних джерел до глави 3.....	156

ГЛАВА 4. МЕТОД СУРОГАТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО СИНТЕЗУ РАМКОВИХ РУХОМИХ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ..	159
4.1. «Точна» електродинамічна модель рухомих рамкових накладних вихрострумів перетворювачів .....	159
4.2. Побудова метамоделі рамкового рухомого накладного вихрострумів перетворювача з планарною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності.....	165
4.3. Сурогатний оптимальний параметричний синтез систем збудження рамкових накладних вихрострумів перетворювачів та верифікація результатів синтезу.....	174
Список використаних джерел до глави 4.....	180
ГЛАВА 5. МЕТОД СУРОГАТНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО ОПТИМАЛЬНОГО СИНТЕЗУ РАМКОВИХ РУХОМИХ ТАНГЕНЦІАЛЬНИХ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ.....	183
5.1. «Точна» електродинамічна модель рамкових рухомих тангенціальних накладних вихрострумів перетворювачів	183
5.2. Варіанти конструкцій тангенціальних накладних вихрострумів перетворювачів.....	189
5.3. Побудова метамоделі рамкового тангенціального накладного вихрострумів перетворювача з об'ємною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності.....	193
5.4. Сурогатний оптимальний синтез систем збудження рамкових тангенціальних накладних вихрострумів перетворювачів та верифікація результатів синтезу.....	201
Список використаних джерел до глави 5.....	210
ГЛАВА 6. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИНТЕЗОВАНИХ СИСТЕМ ЗБУДЖЕННЯ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ.....	212
6.1. Варіанти практичної реалізації синтезованих систем збудження накладних вихрострумів перетворювачів та оцінка точності відтворення синтезованого розподілу густини вихрових струмів в об'єкті контролю.....	212
ЗАКЛЮЧЕННЯ.....	215
ДОДАТКИ.....	216
Додаток А. Програма створення багатовимірних комп'ютерних однорідних планів експериментів на основі $R_d$ -послідовностей.....	217

Додаток Б. Програма створення багатовимірних комп'ютерних однорідних планів експериментів на основі ЛП <sub>τ</sub> -послідовностей Соболя.....	224
Додаток В. Програма реалізації генетичного алгоритму оптимізації.....	229
Додаток Г. Програма реалізації алгоритму оптимізації роєм частинок PSO із випадковою динамічною змінною топологією зв'язків.....	231
Додаток Д. Програма реалізації гібридного алгоритму оптимізації на основі генетичного алгоритму з локальним пошуком методом Нелдера-Міда .....	235
Додаток Е. Приклад чотиривимірного однорідного комп'ютерного плану експерименту на основі R <sub>d</sub> -послідовностей для побудови метамоделі кругового накладного вихрострумового перетворювача з об'ємною структурою системи збудження .....	238
Додаток Ж. Приклад тривимірного однорідного комп'ютерного плану експерименту на основі ЛП <sub>τ</sub> -послідовностей для побудови метамоделі рамкового накладного вихрострумового перетворювача з планарною структурою системи збудження .....	252
Додаток З. Вагові коефіцієнти RBF-нейронної мережі метамоделі, отриманої в результаті адитивної регресії гіперповерхні відгуку для рамкового накладного вихрострумового перетворювача з планарною структурою системи збудження.....	260
ОСНОВНІ ТЕРМІНИ ТА ВИЗНАЧЕННЯ ВИХРОСТРУМОВОГО КОНТРОЛЮ.....	279
ПЕРЕЛІК ДСТУ ТА СТАНДАРТІВ ISO В ГАЛУЗІ ВИХРОСТРУМОВОГО КОНТРОЛЮ.....	280

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

НК - неруйнівний контроль  
ВСП - вихрострумний перетворювач  
ГВС - густина вихрових струмів  
ОК - об'єкт контролю  
СЗ - система збудження  
НВСП - накладний вихрострумний перетворювач  
ЕМП - електромагнітне поле  
КЗ - котушка збудження  
ВС - вихровий струм  
ОВС - обертальні вихрові струми  
ОЗ - обернена задача  
MARs - багатоваріантні адаптивні регресійні сплайни  
NURBs - неоднорідні раціональні B-сплайни  
RBF - радіально-базисна функція  
НМ (ANN) - штучні нейронні мережі  
МГУА - метод групового урахування аргументів  
SVM - машини опорних векторів  
RBF-ANN - нейронні мережі на радіально-базисних функціях  
MLP-ANN - нейронні мережі на багат шарових перцептронах  
MAPE - середня відносна величина модельної похибки  
ЛСК - локальна система координат  
ГСК - глобальна система координат  
ВК - вимірювальна котушка  
КПЕ - комп'ютерний план експерименту  
PSO - алгоритм оптимізації роєм частинок  
ГА - генетичний алгоритм  
MPC - магніторушійна сила



## ПЕРЕДМОВА

В сучасних умовах розвитку промисловості в галузі важкого машинобудування, підприємств чорної металургії, де широко використовується неперервне лиття заготовок, холодний та гарячий прокат металопродукції, досить гострою є проблема контролю якості продукції засобами автоматизованого неруйнівного контролю (НК) в «потоці», коли об'єкт переміщується з певною швидкістю. Значні успіхи в забезпеченні необхідного рівня якості продукції останнім часом досягнуто використанням комп'ютеризованих систем неруйнівного контролю, зокрема електромагнітного із застосуванням накладних вихрострумівих перетворювачів (НВСП). Сучасні вимоги до систем НК потребують не тільки виявлення різноманітних дефектів, зокрема дефектів порушень суцільності та структури матеріалів й виробів, але також встановлення їх форми, допустимих розмірів, прийнятності структурних відхилень, що є значно складнішою проблемою та є неможливим без застосування цифрових технологій. Ефективне виконання ідентифікації дефектів значно скорочує перебраковку як матеріалів на підготовчому етапі виробництва, так і вже готових виробів при визначенні їх придатності до експлуатації або в її процесі, що суттєво впливає на кінцеві матеріальні затрати виробництва. Ідентифікація дефектів є неможливою без перетворювачів із досконалою характеристиками, спотворений через неоднакову чутливість до дефекту сигнал яких вже не можна виправити навіть надсучасними засобами вторинної обробки, в тому числі й цифрової. В останні роки спостерігається певна інтенсифікація зусиль дослідників в напрямку проєктування вдосконалених конструкцій вихрострумівих перетворювачів (ВСП), що обумовлена розвитком сучасної обчислювальної техніки, новими можливостями застосування більш досконалого математичного апарату та програмного забезпечення. Дана проблематика досліджувалася вітчизняними та іноземними науковцями, серед яких відзначимо насамперед роботи Стеблева Ю.І., Яковенка В.В., Гальченка В.Я., Repelianto A.S., Su Z., Ye C., Tamburrino A., Koyama K., Hoshikawa H., Postolache O., Ribeiro A.L., Ramos H.G., Udpa L., Udpa S., Safdarnejad M., Stawicki K., Gratkowski S. та інші. Їх зусилля було направлено на створення методів оптимального синтезу систем збудження ВСП, які генерують рівномірний розподіл густини вихрових струмів (ГВС) в об'єктах контролю (ОК). Такий розподіл забезпечує однорідну чутливість до дефектів суцільності та локальної структури. Але в усіх цих дослідженнях розгляда-

лися статичні ОК, ефект швидкості, наявність якого властива для рухомих об'єктів та суттєво впливає на розподіл ГВС в них, не враховувався. З цієї причини теоретичні здобутки попередників не можуть бути використані для оптимального синтезу рухомих ВСП, що забезпечують однорідний розподіл ГВС вздовж всього тіла дефекту.

Наразі спостерігається наявна суперечність між необхідністю створення однорідного розподілу ГВС в зоні контролю об'єкта, що призводить до однорідної чутливості перетворювачів до дефектів, та між використанням класичних систем збудження ВСП, яким притаманний неоднорідний розподіл ГВС.

Тому актуальною є науково-прикладна проблема створення теорії оптимального параметричного синтезу всього класу рухомих ВСП з однорідною чутливістю в зоні контролю для забезпечення необхідних умов щодо ідентифікації дефектів порушень суцільності матеріалів й виробів при використанні комп'ютеризованих систем неруйнівного контролю.

У *першій главі* проведено аналіз науково-прикладної проблеми, вивчено сучасний стан розвитку комп'ютеризованих систем неруйнівного електромагнітного контролю. На основі аналізу комп'ютеризованих систем неруйнівного контролю визначено, що їх невіддільним компонентом, від якого значною мірою залежить ефективність роботи систем в цілому щодо виявлення та ідентифікації дефектів суцільності виробів і матеріалів, є вихрострумові перетворювачі, зокрема накладні. У цій главі проведено систематизацію та критичний аналіз відомих з науково-технічних джерел інформації певних ідей, підходів та методів до створення систем збудження вихрострумових перетворювачів, які реалізують однорідний розподіл густини вихрових струмів в зоні контролю об'єкта. Тут наведено огляд відомих математичних методів розв'язку некоректно поставлених задач даного типу. В результаті аналізу встановлено, що серед сучасних підходів перспективним є оптимізаційний метод. Розглянуто методи створення метамоделей для використання при оптимальному сурогатному синтезі вихрострумових перетворювачів. Визначено найперспективніші тенденції їх розвитку та застосування.

У *другій главі* виконано концептуальну постановку науково-технічної проблеми та запропонована методологія сурогатного оптимального синтезу всього класу рухомих вихрострумових перетворювачів із однорідною чутливістю в зоні контролю. Як приклад, наведено узагальнену для кругових та рамкових систем збудження «точну» електродинамічну модель вихрострумових перетворювачів. Розглянуто методи генерування багатовимірних однорідних комп'ютерних

планів експериментів. Представлено створений адитивний комітетний нейромережевий метод побудови багатовимірних метамоделей вихрострумів перетворювачів. Показано підходи остаточної оцінки адекватності й інформативності отриманих метамоделей за сукупністю статистичних показників. Також в цій главі наведено можливі варіанти функцій апроксимації багатовимірних поверхонь відгуку для низки різновидів структур систем збудження вихрострумів перетворювачів.

У *третьій главі* розглянуто створення методів оптимального сурогатного синтезу кругових рухомих накладних вихрострумів перетворювачів з планарною та об'ємною структурами систем збудження, які забезпечують однорідну чутливість до дефектів, що є необхідною умовою для розпізнавання дефектів суцільності в комп'ютеризованих системах контролю якості виробів. Ці методи розроблено в рамках єдиної методології оптимального синтезу всього класу рухомих вихрострумів перетворювачів, яку запропоновано в главі 2. Здійснено побудову метамоделей систем збудження накладних вихрострумів перетворювачів, оцінено їх адекватність за низкою статистичних показників. Наведено чисельні результати параметричного оптимального сурогатного синтезу систем збудження накладних вихрострумів перетворювачів з круговою планарною та об'ємною структурами.

У *четвертій главі* на основі запропонованого єдиного методологічного підходу до синтезу рухомих вихрострумів перетворювачів створено метод оптимального сурогатного синтезу рамкових рухомих накладних вихрострумів перетворювачів з планарною структурою систем збудження. Виконано побудову метамоделі системи збудження накладного вихрострумів перетворювача. Здійснена верифікація отриманої метамоделі.

Отримано в результаті умовної оптимізації з використанням створеної метамоделі синтезовані варіанти конструкцій рухомих квадратних накладних вихрострумів перетворювачів з планарною структурою систем збудження. Синтезовані варіанти показали кращі результати щодо однорідності розподілу густини вихрових струмів в порівнянні із класичним накладним вихрострумів перетворювачем із системою збудження у вигляді одинарного квадратного витка.

У *п'ятій главі* відповідно до запропонованого єдиного методологічного підходу до синтезу рухомих вихрострумів перетворювачів створено метод оптимального сурогатного синтезу тангенціальних рамкових рухомих накладних вихрострумів перетворювачів з об'ємною структурою систем збудження. Розглянуто можливі

варіанти конструкцій тангенціальних накладних вихрострумівих перетворювачів, що відрізняються розташуванням вимірювальної котушки перетворювача. Здійснено побудову метамоделі системи збудження тангенціального накладного вихрострумівого перетворювача, оцінена її адекватність за низкою статистичних показників. Наведено чисельні результати параметричного оптимального сурогатного синтезу систем збудження тангенціальних накладних вихрострумівих перетворювачів з об'ємною структурою.

У шостій главі запропоновано ряд можливих підходів до практичної реалізації систем збудження синтезованих накладних вихрострумівих перетворювачів. Оцінено похибки всіх способів нівелювання спотворень розподілу густини вихрових струмів при виготовленні конкретного варіанта синтезованого накладного вихрострумівого перетворювача на практиці.

У додатках наведено програми створення багатовимірних комп'ютерних однорідних планів експерименту на основі  $R_d$ -послідовностей та  $ЛП_\tau$ -послідовностей Соболя; програми реалізації генетичного алгоритму оптимізації, алгоритму оптимізації роєм частинок PSO із випадковою динамічно змінною топологією зв'язків, гібридного алгоритму оптимізації на основі генетичного алгоритму з локальним пошуком методом Нелдера-Міда; чотиривимірний однорідний комп'ютерний план експерименту на основі  $R_d$ -послідовностей для побудови метамоделі кругового накладного вихрострумівого перетворювача з об'ємною структурою систем збудження у декомпозиційній підобласті; тривимірний однорідний комп'ютерний план експерименту на основі  $ЛП_\tau$ -послідовностей для побудови метамоделі рамкового накладного вихрострумівого перетворювача з планарною структурою системи збудження у декомпозиційній підобласті; вагові коефіцієнти RBF-нейронної мережі метамоделі, отриманої в результаті адитивної регресії гіперповерхні відгуку для рамкового накладного вихрострумівого перетворювача з планарною структурою системи збудження.

# **ГЛАВА 1. АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ТЕНДЕНЦІЙ, НАПРЯМКІВ ТА МЕТОДІВ ПРОЄКТУВАННЯ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ ІЗ ПРОСТОРОВО- ІНВАРІАНТНИМИ ПОЛЯМИ ЗБУДЖЕННЯ**

Суттєві успіхи в галузях мікроелектроніки, мікропроцесорної, обчислювальної техніки сприяють розвитку систем НК промислової продукції та призводять до збільшення впливу цих систем в підвищенні її якості як на етапах технологічного процесу, так і при експлуатації.

Сучасний розвиток ІТ-технологій дає поштовх щодо інтенсивного застосування комп'ютеризованих систем неруйнівного контролю, які мають потужний математичний апарат і програмне забезпечення, що неупинно вдосконалюється та відкриває для НК, зокрема електромагнітного, нові перспективи та можливості.

Вихрострумний метод контролю достатньо широко використовується для виявлення і визначення параметрів дефектів, визначення фізико-механічних параметрів і структурного стану матеріалів після термічного та хіміко-термічного оброблення деталей, стану поверхневих шарів після механічного оброблення, наявності залишкових механічних напружень. Зазвичай дефектоскопічний контроль в промисловості значної частки металевих матеріалів та виробів, в тому числі з автоматичним скануванням, здійснюється з використанням ВСП із системами збуджень класичних конструкцій.

Сучасною вимогою є перехід від дефектоскопії до дефектометрії, що є викликом сьогодення та передбачає більш жорсткі вимоги до характеристик ВСП.

Застосування ж класичних конструкцій ВСП, які мають неоднорідну чутливість, що зумовлена нерівномірним розподілом ГВС, не дає можливості ефективного виконання завдань дефектометрії. Навіть сучасні цифрові засоби вторинної обробки не здатні повною мірою виправити сигнал та виділити із нього корисний інформаційний, який спотворений неоднорідною чутливістю перетворювача. Тому застосування ВСП з однорідною чутливістю в зоні контролю сприяє ефективній цифровій обробці сигналу в багатовимірному просторі діагностичних ознак та програмно-алгоритмічній процедурі ідентифікації дефектів комп'ютеризованими системами неруйнівного контролю.

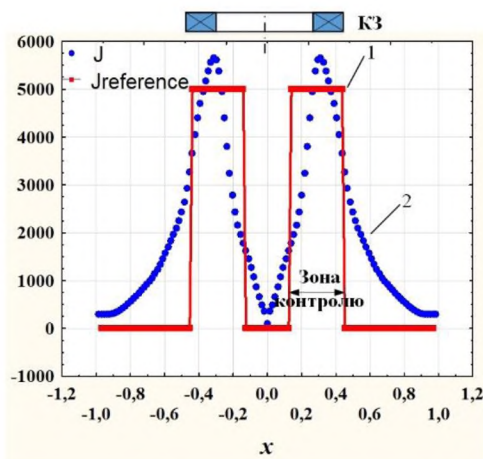
Отже, для ефективного розв'язку задач дефектометрії важливо створити в зоні контролю рівномірний розподіл ГВС вздовж тіла де-

фекту, який забезпечує однорідну чутливість до дефектів суцільності та локальної структури всіх орієнтацій у просторі. Для дефектометрії такою ідеальною характеристикою є - рівномірна в зоні контролю та нульова за її границями. Саме вона забезпечує повноінформаційний інваріантний сигнал перетворювача на дефект, як би він не розташовувався в зоні контролю, що не створює додаткових перешкод для його ідентифікації та є необхідною умовою її проведення. Забезпечення цієї умови значно покращує та розширює можливості дефектометрії, сприяє створенню умов щодо кращого виявлення та ідентифікації (розпізнавання) дефектів і оцінки їх параметрів комп'ютеризованими системами неруйнівного контролю.

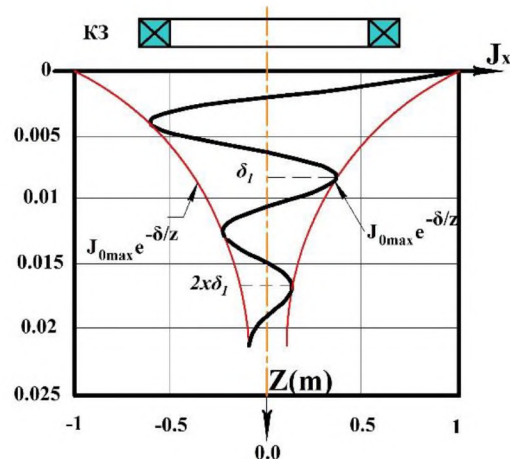
### **1.1. Аналіз методів та тенденцій щодо створення вихрострумів перетворювачів із системами збудження оптимального електромагнітного поля**

Зазвичай класичні конструкції ВСП [1] мають неоднорідну чутливість (рис.1.1 а), яка зумовлена нерівномірним розподілом ГВС, що не дає можливості ефективного вирішення завдань дефектоскопії та дефектометрії. Розподіл ГВС в об'ємі ОК залежить від сукупності певних параметрів, таких як форма, геометричні та електрофізичні характеристики ОК, взаємне розташування системи збудження (СЗ) відносно ОК. І саме неоднорідний розподіл ГВС обмежує чутливість НВСП до виявлення дефектів, і відповідно, наперед обумовлене взаємне розташування СЗ відносно контрольованої поверхні. Разом з тим цей недолік проявляється ще більше, коли ОК і ВСП рухаються один відносно іншого, оскільки в цьому випадку на розподіл ГВС додатково впливає струм перенесення, який проявляється в так званому ефекті швидкості. Для впевненого виявлення дефектів і визначення їх геометричних параметрів засобами вихрострумового контролю важливо забезпечити в зоні контролю оптимальне електромагнітне поле (ЕМП) збудження (рис.1.1 а, графік 1).

Під оптимальним розуміємо поле, що має апріорі визначену конфігурацію, яка забезпечує рівномірну або близьку до неї чутливість. Наприклад, П-подібна форма розподілу напруженості ЕМП, що локалізовано та максимально сконцентровано в зоні контролю та має нульове його значення поза її межами. Можливими варіантами генерування поля є його заданий розподіл як на поверхні ОК, так і на певній його глибині (рис.1.1 б).



а



б

Рисунок 1.1 - Розподіл ГВС кругового неспіввісного ВСП:  
 а – на поверхні ОК; б – в глибину ОК; 1 - бажаний рівномірний розподіл; 2 - розподіл, притаманний класичній конструкції; КЗ - котушка збудження

Розроблені засади теорії синтезу ВСП [2-9] дозволяють реалізувати в конструкціях нові технічні рішення, що позитивно впливають на поле збудження ВСП. Ідея цілеспрямованої зміни зондувальних властивостей згенерованого ЕМП реалізується в багатьох працях з різноманітною метою. Так, задля підвищення завадозахищеності та селективності вирішується завдання зменшення зони взаємодії поля ВСП із виробом та зменшення магнітних потоків розсіювання [10]. А створення ЕМП з наперед визначеною топологією розподілу дозволяє покращити селективність та чутливість ВСП [1-9, 11-30]. Причому вдосконалення обидвох складових ВСП, а саме, СЗ та детектора поля, дозволяє досягти бажаних результатів.

У результаті узагальнення та аналізу доробку науковців з проблеми формування оптимального ЕМП збудження запропоновано варіант класифікації ВСП за цією ознакою (рис.1.2). Зупинимося саме на проблемі створення ЕМП із заданими властивостями для випадку статичного ОК. Особливої уваги заслуговує випадок генерації однорідного розподілу ЕМП.

Задані властивості ЕМП, що змінюються у відповідності з наперед обумовленими залежностями отримуються частіше за все двома способами. Перший – створення нерівномірного розподілу струму збудження в генераторній котушці ВСП [2-4]; другий – використанням специфічної геометрії обмотки збудження ВСП, як, наприклад, це реалізовано в роботах [8, 12-13].

Дана проблематика досліджувалася вітчизняними та іноземними науковцями, серед яких відзначимо перед усім роботи Стеблева

Ю.І., Яковенка В.В., Гальченка В.Я., Su Z., Ye C., Tamburrino A., Udpa L., Udpa S., Safdarnejad M., Stawicki K., Gratkowski S. та інші.

Останніми роками спостерігалася певна інтенсифікація зусиль дослідників в цьому напрямку, що обумовлена розвитком сучасної обчислювальної техніки, новими можливостями застосування більш досконалого математичного апарату та програмного забезпечення. Так, в роботах [2-4] основними засадами є отримання бажаної структури поля в зоні контролю засобами лінійного синтезу ВСП. Розглядається задача синтезу полів збудження ВСП із заданими вихідними характеристиками від просторових координат локальних неоднорідностей контрольованих виробів. Отримана структура в результаті синтезу плоско-паралельного ЕМП реалізує інваріантність вихідного сигналу перетворювача до просторового положення локального дефекту.

Після визначення структури ЕМП виконувалась задача синтезу секційних обмоток ВСП, що реалізують необхідний розподіл поля в зоні контролю. Отримана багатосекційна СЗ має  $N = 8$  з нормованою відстанню між обмотками. Визначена схема з'єднання обмоток, а саме: зустрічно-узгоджене включення секцій обмоток за полем та кількість витків  $W$  кожної обмотки. Експериментальні та теоретичні дані показують можливість практичної реалізації складної конфігурації поля збудження, коли його напруженість збільшується із віддаленням від джерела. Проте такий розподіл можна створити лише на обмеженій ділянці, після якої поле зменшується, наближаючись до нуля. Недоліком лінійного синтезу [3, 4] є отримання дійсних значень густини струму в секціях котушки, що значно ускладнює практичну реалізацію ВСП, а також необхідність задавати наперед кількість секцій, відстань між ними та їх геометричні розміри. Залишається невисвітленим питання синтезу, коли отримання заданої структури поля досягають параметрами ВСП, які нелінійно входять до формули розрахунку поля збудження.

В роботі [5] авторами запропоновано вирішення завдання нелінійного оптимального синтезу, а саме, визначення розміщення обмоток секцій котушок збудження (КЗ) у просторі та їх геометричних розмірів за умови фіксованої густини струму збудження в генераторній котушці. Розглядалися декілька варіантів: перший варіант – відповідно до відомої функції розподілу напруженості ЕМП визначалися радіуси секцій генераторної котушки, що забезпечують такий розподіл за умови фіксованих  $z$ -координат секцій та магніторушійної сили (МРС) (рис. 1.3 а).



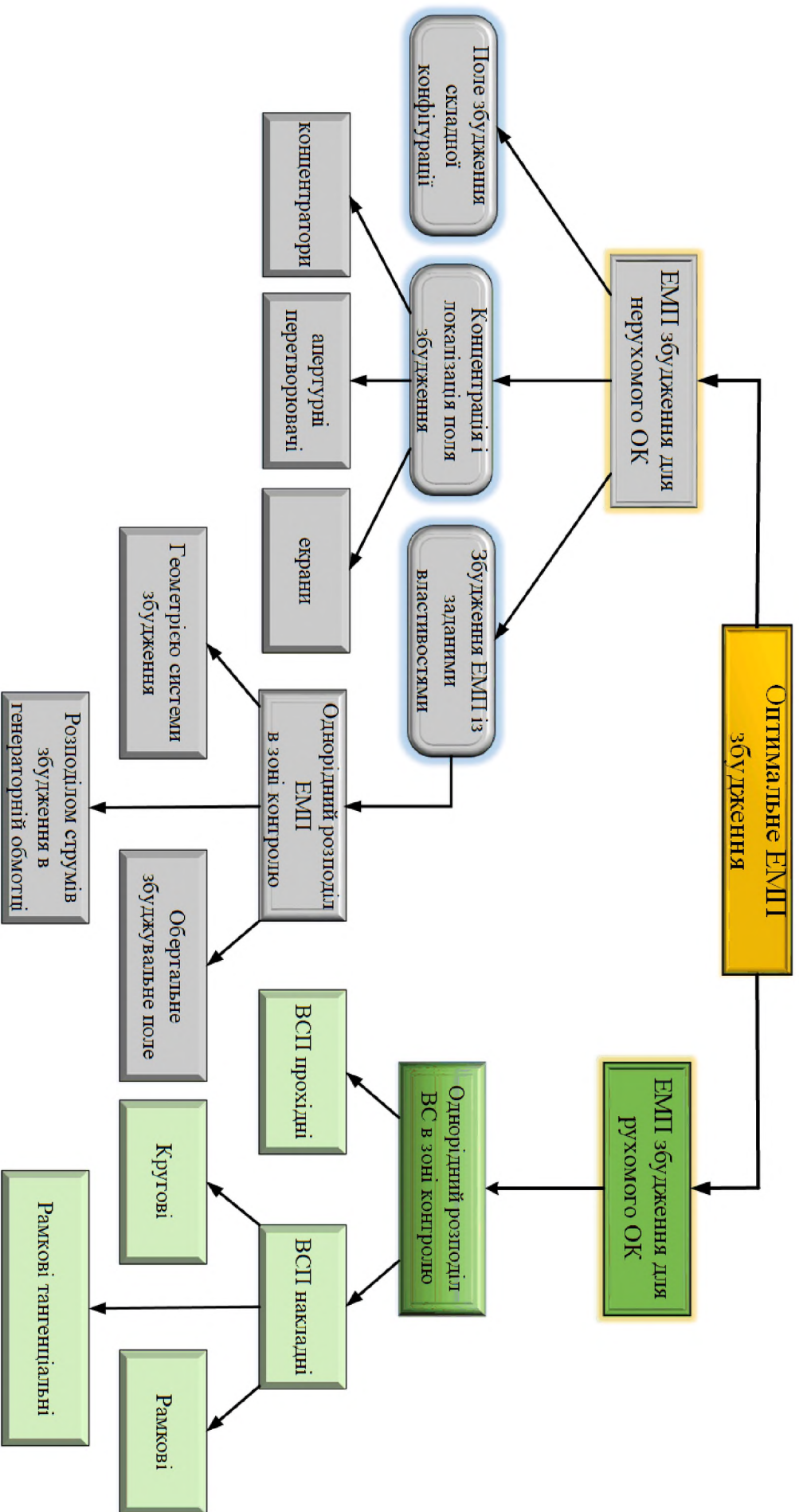


Рисунок 1.2 - Узагальнена схема класифікації ВСП з оптимальними ЕМП збудження

Другий варіант передбачає визначення  $z$ -координат секцій за умови фіксованих радіусів та МРС (рис.1.3 б).

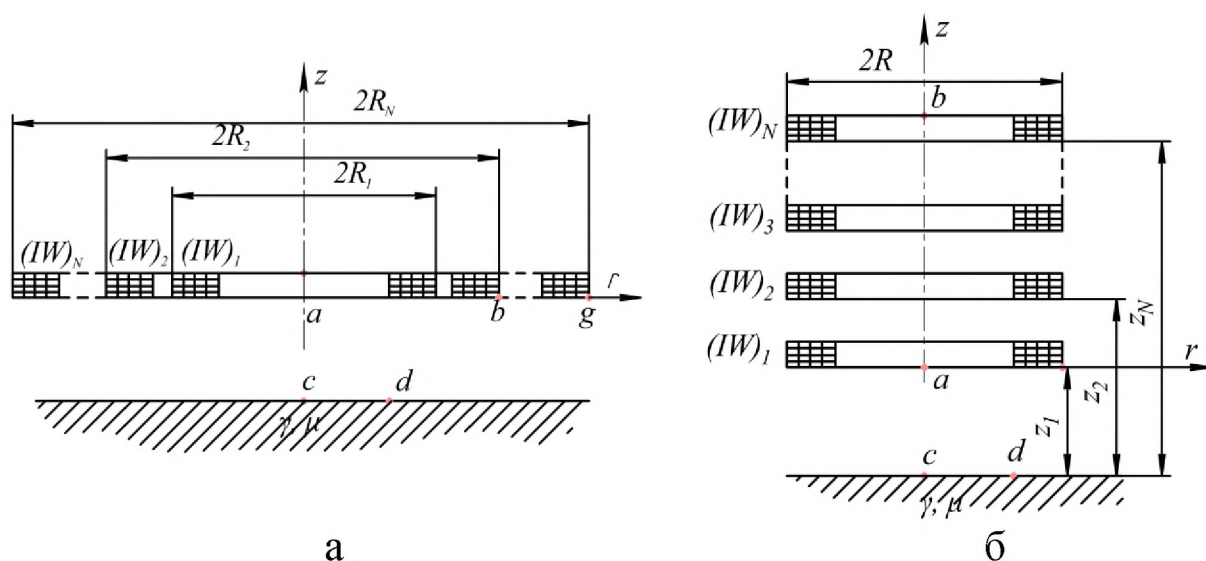


Рисунок 1.3 - Нелінійний синтез котушки ВСП: а –  $z_i$ ,  $(IW)_i = \text{const}$ ;  $R_i - \text{var}$ ;  $i = 1 \dots N$ ; б –  $R_i$ ,  $(IW)_i = \text{const}$ ,  $z_i - \text{var}$ ;  $i = 1 \dots N$

Для пошуку екстремуму нелінійної оптимізаційної задачі застосовано алгоритм, придатний для багатовимірних «ярових» цільових функцій.

Розглянуті вище підходи [2-5] є методами параметричної оптимізації і невирішеною залишилась проблема вибору структури СЗ ВСП, тобто кількості секцій в генераторній котушці. Причиною цього є суб'єктивні труднощі вибору структури, що може призвести до невдалого її варіанту в сенсі відтворення заданого розподілу або до надлишково складної конструкції. Помилку вибору структури неможливо виправити засобами параметричної оптимізації.

Шлях подолання вказаних труднощів запропоновано в роботі [6], а саме, метод структурно-параметричного синтезу джерела ЕМП збудження. Метою такого синтезу магнітної системи ВСП поряд із пошуком оптимальних значень параметрів секцій є отримання найбільш простої конструкції СЗ, яка забезпечує заданий розподіл поля збудження в просторі. В роботі розглядається зондувальне поле ВСП без врахування реакції ОК. Структурний синтез виконується стохастичним методом оптимізації, а саме, за допомогою генетичного алгоритму. Отримані значення середніх відносних відхилень свідчать про значне покращення якості згенерованого поля синтезованої магнітної системи у порівнянні із результатами [4]. Досягнуто суттєве спрощення структури СЗ за кількістю секцій та зменшення її довжини, а також на два порядки зменшена кількість витків в секціях

при однакових значеннях струмів. Тобто досягнута більш висока точність відтворення заданого розподілу поля та разом з тим значно покращилися технічні показники конструкції системи.

Зрештою значна кількість наукових повідомлень стосується різноманітних конструкцій ВСП з однорідним полем збудження, який створюється прямокутною тангенціальною та іншими типами котушок та, як наслідок, проблемам збільшення чутливості до виявлення дефектів [13-23, 30, 31]. Передбачається генерування однорідної конфігурації напруженості ЕМП в зоні контролю та зумовлене нею відповідне збудження однорідного розподілу ГВС в статичному ОК.

Зокрема, в роботі [14] проаналізовано декілька таких конфігураційних структур односпрямованих збуджувальних та вимірювальних котушок, а також різновиди конструкцій ВСП, що створюють обертальні вихрові струми (ОВС). Тангенціальна прямокутна КЗ із джерелом змінного струму генерує магнітне поле, що індукує вихровий струм (ВС) на поверхні досліджуваного зразка (рис.1.4 а). ВС протікає по прямим лініям, які перпендикулярні магнітному полю (рис.1.4 б).

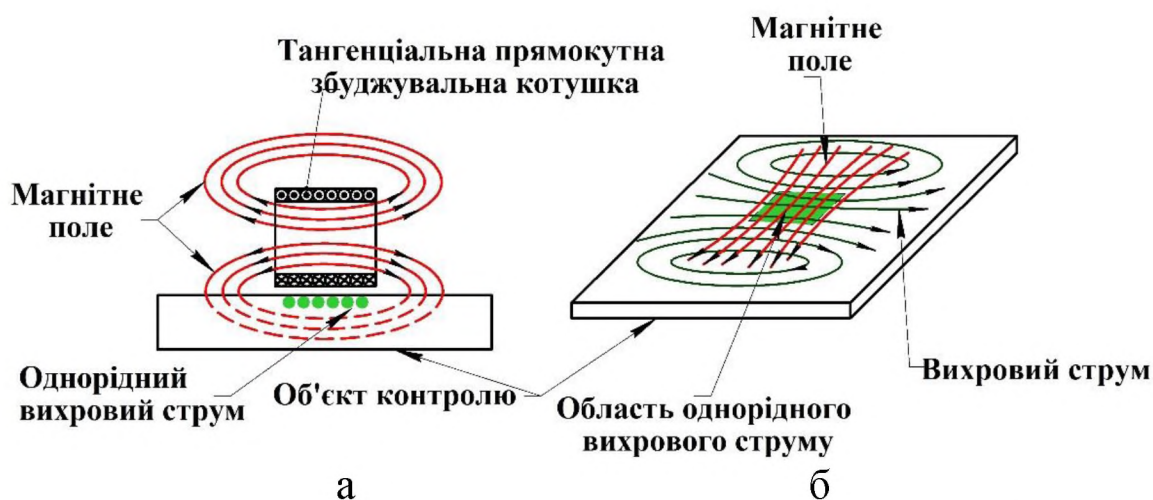


Рисунок 1.4 - Принцип генерації однорідної ГВС [14]:  
 а – циркуляція магнітного поля котушки та створеного нею ВС;  
 б – зона збудження однорідного ВС на поверхні ОК

Розглядаються наступні структури таких СЗ: тангенціальна прямокутна КЗ та кругова вимірювальна (рис.1.5 а); обидві котушки тангенціальні та прямокутні (рис.1.5 б); система тангенціальних котушок, з яких одна збуджувальна та дві вимірювальні (рис.1.5 в); тангенціальна прямокутна КЗ та детектор, що уявляє собою магніто-резистивний датчик GMR (рис.1.5 г); прямокутна КЗ та дві напівкруглі пласкі котушки детектора (рис.1.5 д).

Всі представлені конструкції створюють ВС лише одного напрямку. Окрім того, в роботі не розглядалися питання вибору співвідношення геометричних розмірів КЗ, яка дозволяє регулювати ширину зони контролю.

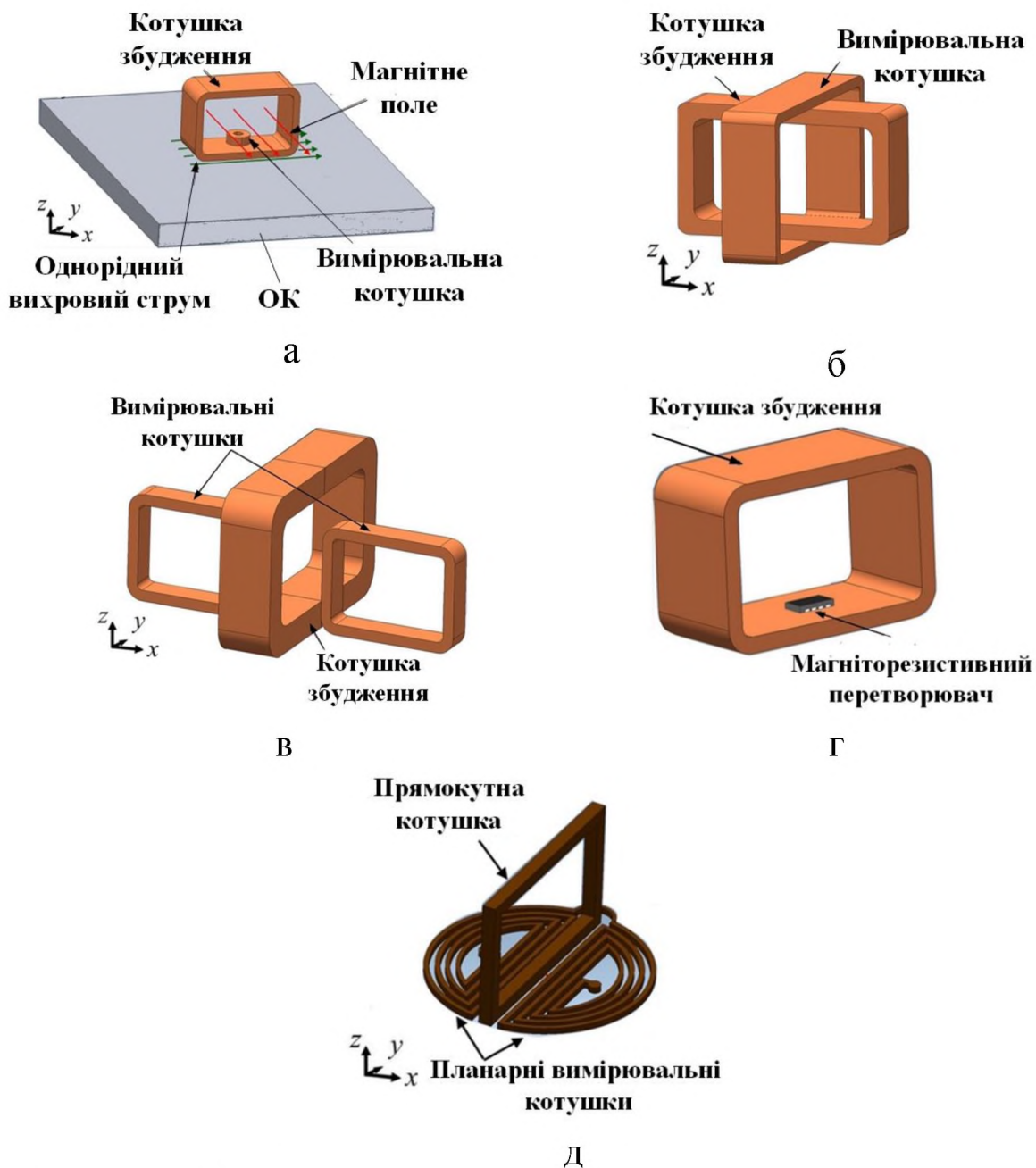


Рисунок 1.5 - Структури односпрямованих збуджувальних та вимірювальних котушок [14]

В дослідженні [23] висвітлено реалізація однорідного розподілу ЕМП, що здійснюється прямокутною КВ, а саме, такого її розташування, коли обмотка обернена до поверхні ОК (рис.1.6). Однорідність конфігурації ВС та ЕМП досліджується шляхом моделювання методом ETR EE (Extended Truncated Region Eigenfunction Expansion). Розрахований розподіл ГВС на поверхні пластини та

складових ЕМП над поверхнею пластини показано на рис.1.7, 1.8 відповідно.

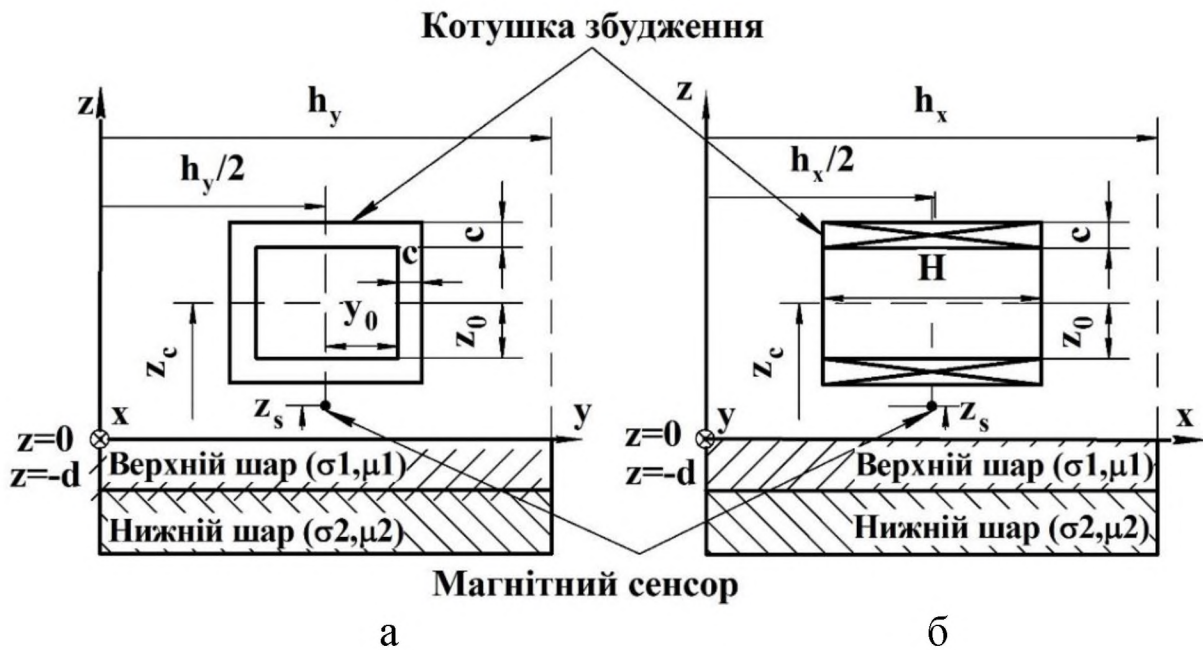


Рисунок 1.6 - Конфігурація запропонованого ВСП, розміщеного над провідним ОК [23]: а – вигляд в  $x$  - напрямку; б – вигляд в  $y$  - напрямку

Отримане значення степені однорідності складає 20 ppm для ВС та 5.9 ppm для індукції ЕМП. Це вказує на те, що в контрольній зоні ВС на поверхні пластини та сумарне ЕМП над верхньою поверхнею пластини є однорідними, і це сприяє високочутливому виявленню дефектів. Не дивлячись на доволі високі степені однорідності як поля, так і ВС, забезпечуються вони лише в зоні малих геометричних розмірів  $2 \times 2$  мм.

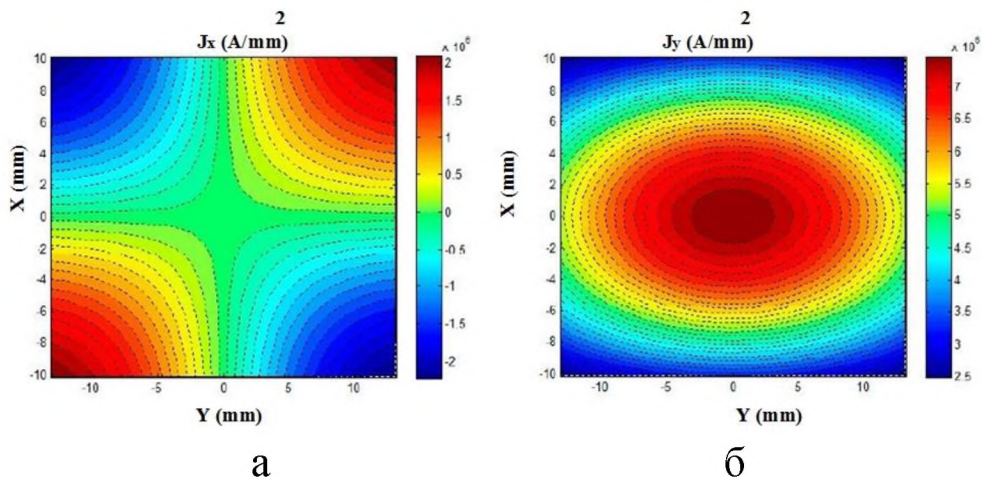


Рисунок 1.7 - Розрахункова ГВС на поверхні пластини [23]: а – компонента  $x$ ; б – компонента  $y$

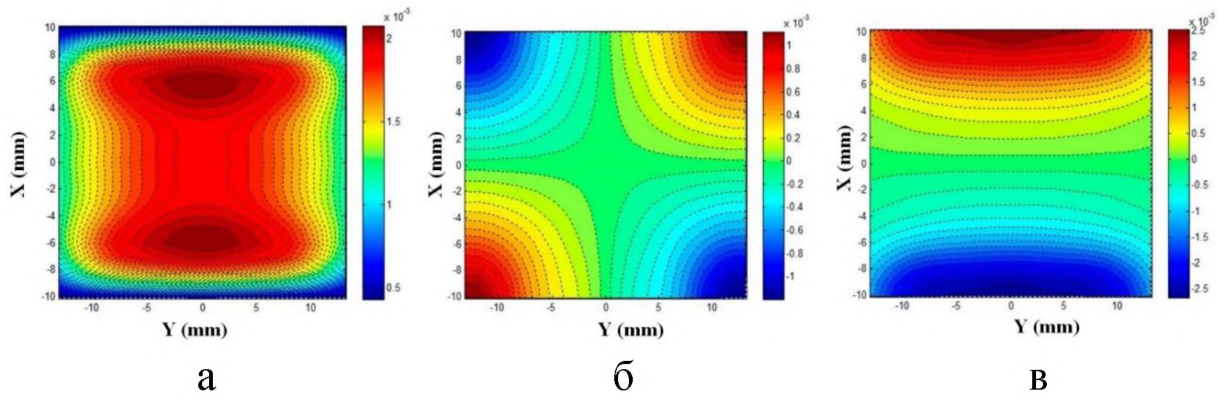


Рисунок 1.8 - Розрахункові значення складових ЕМП над досліджуваною поверхнею[23]: а –  $B_x$ ; б –  $B_y$ ; в –  $B_z$

В роботі [13] з метою отримання рівномірної чутливості в області сканування досліджувалося формування однорідного розподілу ВС в межах зони контролю датчика шляхом визначення профілю зовнішнього радіуса КЗ. Отримана конструкція датчика дозволяє індукувати заданий однорідний розподіл ГВС всередині провідного циліндра (рис.1.9). Проектне завдання вирішується шляхом мінімізації квадратичної функції відхилення між бажаними і розрахунковими значеннями векторного потенціалу в контрольних точках всередині області дослідження похибки:

$$F(p) = \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^K \left| A^e(r_k, z_k) - A^d(r_k, z_k) \right|^2.$$

Для мінімізації цільового функціоналу застосовують алгоритм оптимізації Ньютона.

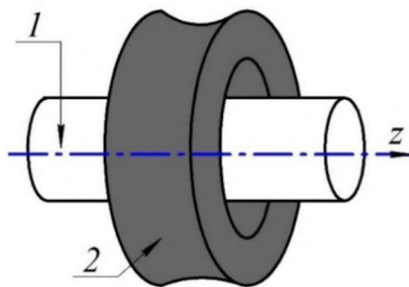
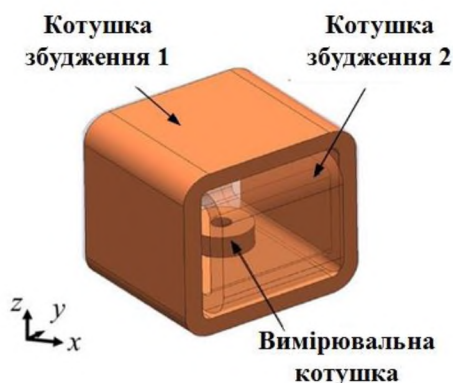


Рисунок 1.9 - Конструкція датчика:

1 - досліджуваний циліндричний зразок; 2 - котушка збудження

Завдання підвищення чутливості до дефектів незалежно від їх орієнтації за рахунок створення обертового поля збудження висвітлено в статтях [14, 12, 24-25 ].

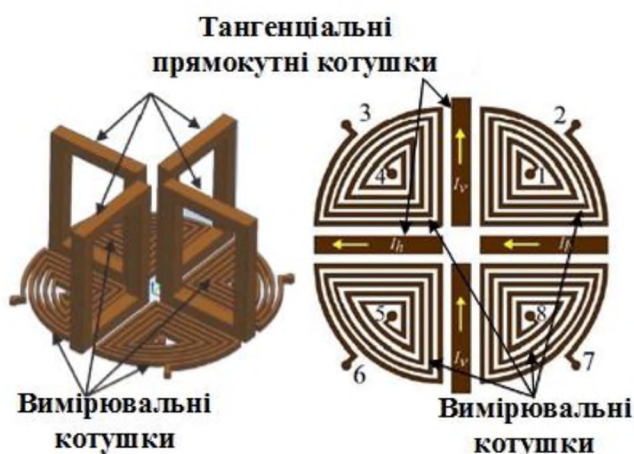
Одним із таких різновидів ВСП з однорідним полем є створення варіанту з ОВС, для генерування яких використовують два струми в СЗ з різницею фаз 90 градусів. Наприклад, обертальний датчик Hoshi має дві тангенціальні прямокутні КЗ1 та КЗ2 та одну пласку кругову



вимірювальну котушку (рис.1.10) [14]. Запропонований датчик може виявляти дефекти незалежно від їх напрямку на поверхні досліджуваного ОК.

Рисунок 1.10 - Обертальний датчик Hoshi [14]

У розвиток ідеї в статті [14] запропоновано подвійний обертальний датчик який має чотири тангенціальні прямокутні КЗ та чотири-полюсні чверть-кругові детекторні котушки (рис.1.11), що функціонує за тим же принципом. За допомогою управління струмами і фазами вдається максимально достовірно виявляти дефекти без зміни положення ВСП.



За допомогою управління струмами і фазами вдається максимально достовірно виявляти дефекти без зміни положення ВСП.

Рисунок 1.11 - Подвійний обертальний датчик [14]

В роботі [12] розглядається варіант генерування обертального поля збудження, що реалізовано системою ортогональних котушок. Спочатку розраховувався оптимізований розподіл ГВС, який забезпечує однорідну чутливість до дефектів незалежно від їх орієнтації у просторі, а потім створювалася конструкція котушки із нерівномірною щільністю намотки (рис.1.12). Кожна котушка складається мінімум із двох шарів. Для отримання найбільшої степені неперервності розподілу, ніж у варіанті одношарової котушки, в 2-х шаровому випадку виконано зміщення мідного шару однієї із котушок, закриваючи повітряні проміжки.

Особливістю оптимізованої конструкції котушки є те, що отримане поле збудження найбільш однорідне в області матриці детекторів у порівнянні зі звичайною котушкою. Розподіл струмів збудження котушки оптимізовано за допомогою методу поліноміальної апроксимації.

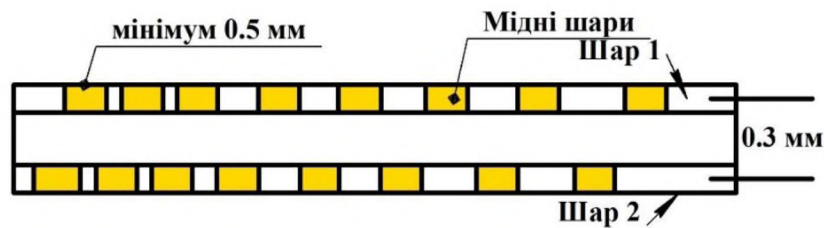


Рисунок 1.12 - Конструкція багат шарової котушки обертального датчика [12]

Так само, як і в розглянутих попередніх працях, в статті [25] запропоновано ВСП обертального типу. Для отримання рівномірного розподілу ГВС в зоні вимірювальної котушки засобами чисельного аналізу розраховано раціональні розміри КЗ (рис.1.13). Отримана зона рівномірного розподілу ГВС достатньо велика (рис.1.14) [25], тому виявлення дефектів таким ВСП є ефективнішим.

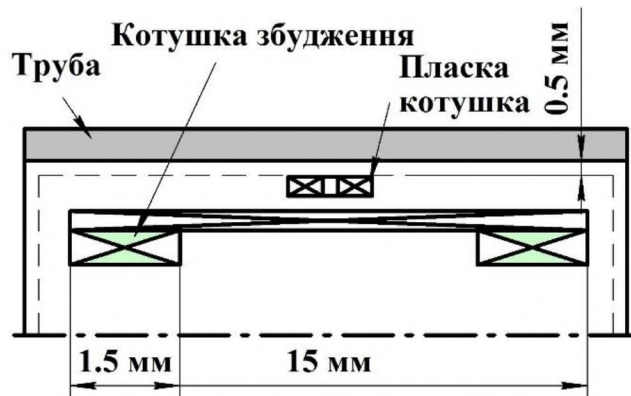


Рисунок 1.13 - Конструкція обертального датчика [25]

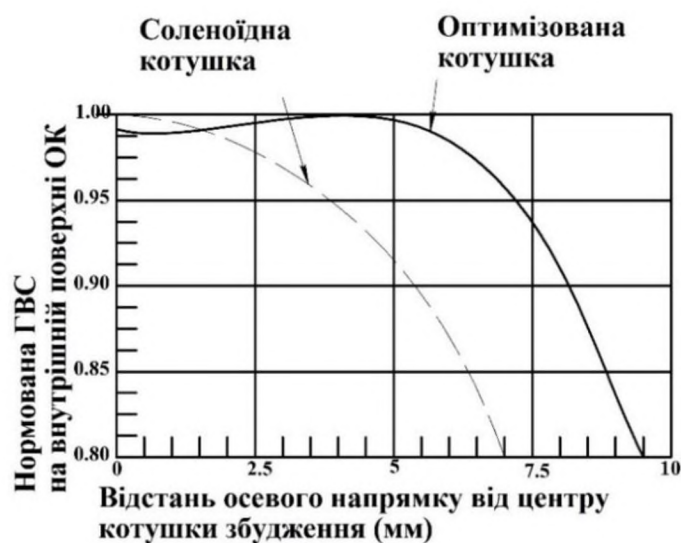


Рисунок 1.14 - Топографія створеного однорідного розподілу ГВС в зоні контролю



Інтенсивність згенерованих ВС впливає на здатність виявлення дефекту. В дослідженні [10] задля досягнення цієї мети запропонована конструкція ВСП (рис.1.15 а), що містить дві пари котушок з однаковими розмірами та протилежними напрямками намотками.

Середина датчика є найбільш чутливою зоною для виявлення дефектів. Для досягнення найкращого ефекту характеристики обидвох котушок повинні бути однакові. При аналізі методом кінцевих елементів встановлено, що залежність ГВС згенерована за допомогою звичайного не подвійного однорідного датчика має тільки один пік амплітуди, тоді як датчик із двома прямокутними котушками має три максимуми (рис.1.16).

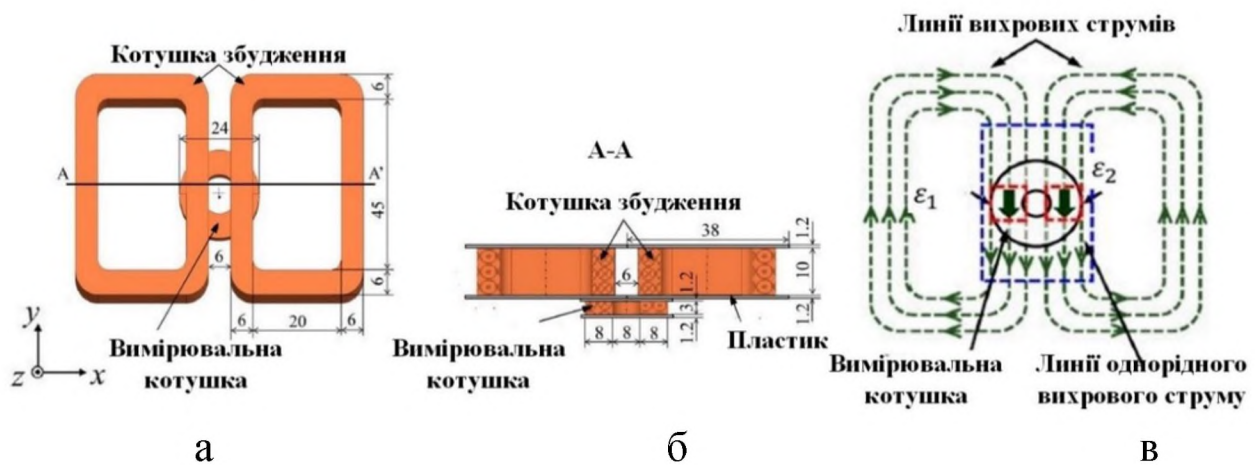


Рисунок 1.15 - Конструкція датчика [10]:

а – загальний вигляд; б – розріз А-А; в – схема протікання ВС (зона з рівномірними ВС виділена прямокутником)

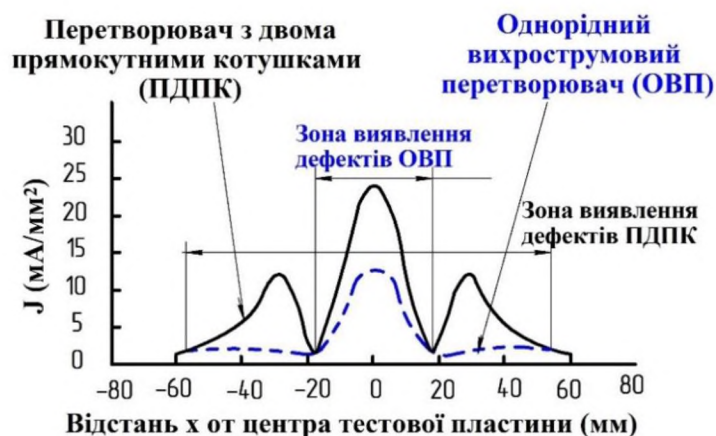


Рисунок 1.16 - Розподіл ГВС на поверхні досліджуваного ОК [10]

Причому, максимальна амплітуда приблизно в 1.9 рази більша ніж в інших піках. А у порівнянні із звичайним датчиком цей максимум більший в 1.8 рази. Окрім того, ефективний розподіл ВС займає

більшу область, тому область виявлення в три рази ширша ніж у звичайного датчика (рис. 1.16). Недоліком такого ВСП, як і в попередніх конструкціях (рис. 1.6), є формування односпрямованих ВС, що потребує зміни його орієнтації у просторі для виявлення дефектів з невідомою апріорі орієнтацією.

Актуальним є використання ВСП із наперед сформованою топографією ЕМП при виявленні дефектів складної форми та обмежених розмірів при контролі яких починає виявлятися вплив краю об'єкта на сигнали ВСП. Так в роботах [8, 9] розглядаються саме такі випадки. В статті [8] вирішується завдання оптимізації КЗ, яка створює майже однорідне та тангенціальне поле на поверхні ОК шляхом розв'язку багатопараметрової багатоцільової задачі оптимізації. Методом Монте-Карло здійснюється оптимізація пласкої котушки з варіюванням декількох параметрів: кількості витків, зазором сердечника котушки, шириною мідної смуги друкованого провідника, величиною повітряних проміжків, довжиною та шириною котушки (рис. 1.17).

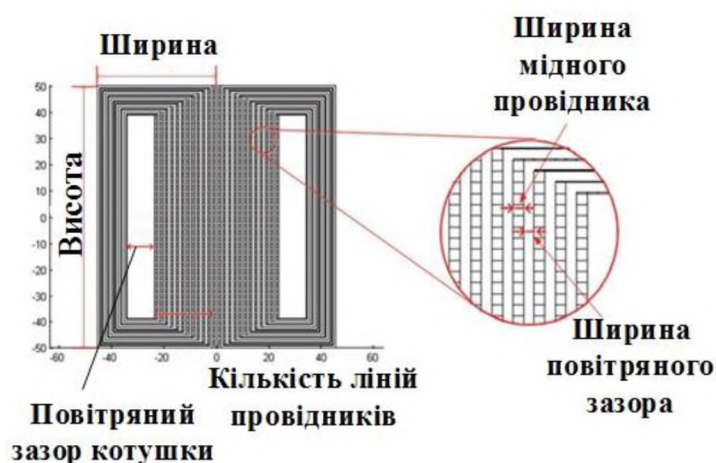
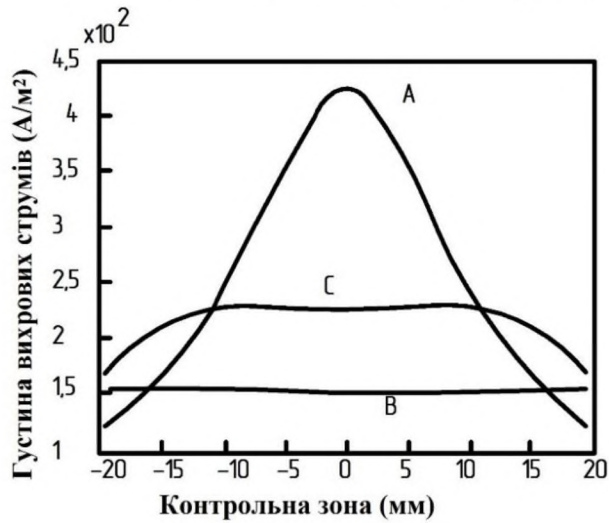


Рисунок 1.17 - Конфігурація КЗ [8]

В роботі [9] розглянута аналогічна проблема як в [8], яка вирішується за допомогою генетичного алгоритму із недомінуючим сортуванням (NSGAIІ). Модифікованим алгоритмом NSGAIІ здійснюється оптимізація пласкої котушки, де змінними є проміжки між витками. Для оптимізації задаються цільові функції  $f_1$  та  $f_2$ , які відповідно мінімізуються та максимізуються. Перша цільова функція представляє собою стандартне відхилення отриманої ГВС від заданого однорідного розподілу, і, відповідно, чим менше це значення тим краща однорідність струмів. Норма індукваного ВС є мірою його інтенсивності. Тому, чим більше це значення, тим кращі можливості виявлення дефектів. Зазначимо, що не існує одного рішення,

яке б задовольняло обидві умови, тому знаходиться ряд невідоміючих рішень. Рішення А має великі значення  $f_1$  та  $f_2$ , що відповідає незадовільній однорідності та високому значенню ГВС (рис.1.18). Рішення В навпаки має високу однорідність та низьке значення ГВС.



Рішення С є деяким компромісом між ступенем однорідності ГВС та її значеннями в області контролю.

Рисунок 1.18 - Розподіл індукованих ВС [9]

Для порівняння на рис.1.19 показані зображення котушок із рівномірними проміжками між провідниками з протікаючими в них однаковими струмами та оптимізованої - з нерівномірними проміжками. Положення ліній провідників для звичайної котушки (рис.1.19 а) є рівномірним, тоді як для оптимізованої котушки - лінії провідників небагаточисельні в центрі та більш щільно розташовані з краю. ВС індуковані оптимізованою котушкою є одноріднішими у порівнянні із звичайною конструкцією котушки з рівномірними проміжками між провідниками (рис.1.19 б).

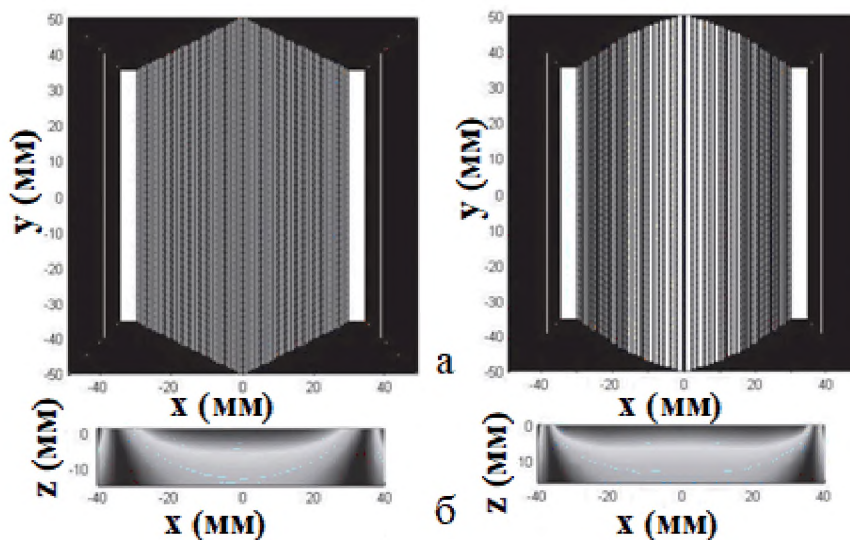


Рисунок 1.19 - Односпрямовані ВСП з однорідною ГВС [9]: а – конструкції котушок з рівномірними і нерівномірними проміжками між провідниками; б – розподіл ВС

Дослідженню такого недоліку ВСП, як експоненціальне затування ВС з глибиною в досліджуваному зразку та відповідно застосування різноманітних заходів усунення цього недоліку присвячені роботи [26-28]. В цих роботах запропонована ідея, що полягає в придушенні ВС на поверхні ОК та реалізації глибшого проникнення ВС в товщу матеріалу. Ця ідея реалізована комбінацією декількох котушок, які живляться струмом збудження із різними амплітудами та фазами, що дозволяє отримати бажаний ефект [26]. Отримані результати показують, що радіус котушки та її висота розташування мають сильний вплив на затування ВС в глибину ОК, коли його товщина матеріалу в декілька разів більша за стандартну глибину проникнення ЕМП. Як недолік даної роботи можна зазначити те, що не вирішувалась задача синтезу, а лише досліджувалося шляхом перебору різноманітне співвідношення конструктивних параметрів КЗ та її висоти розташування над ОК, та, відповідно, їх вплив на затування ВС в глибину досліджуваного ОК.

На наступному етапі проведемо аналіз систем збудження ВСП, що генерують поля складної конфігурації. Сучасне доволі цікаве дослідження опубліковано авторами Guolong Chen, Weimin Zhang, Weihan Pang [29]. З метою збільшення чутливості пропонується використовувати КЗ фрактальної форми, зокрема, у вигляді кривої Коха (рис.1.20). Така система генерує ВС в досліджуваному ОК, топографія яких зумовлена мультирадіусами обмотки. Цією конструкцією КЗ підвищується ймовірність виявлення дефектів, які неможливо виявити за допомогою ВСП з круговою КЗ, а саме таких, довжина яких значно менша ніж радіус КЗ.

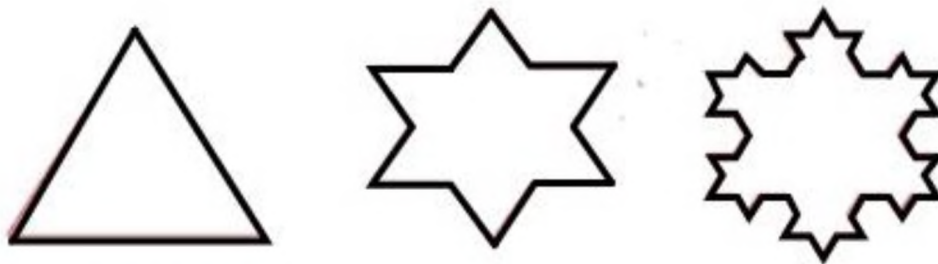


Рисунок 1.20 - Геометрія КЗ у вигляді перших трьох форм кривої Коха [29]

Запропонований датчик має КЗ з фрактальною геометрією та вимірювальні котушки, які виконані друкованим способом на чотиришаровій друкованій платі (рис.1.21 а). Досліджувалися діаграми ГВС на поверхні досліджуваного зразка в залежності від розмірів дефекту. Діаграми на рис.1.22 б показують, що збурена ГВС приблизно

однакова, як для малих так і великих за розмірами дефектів, оскільки мультирадіуси ВС збільшують ймовірність взаємодії між ВС і дефектом.

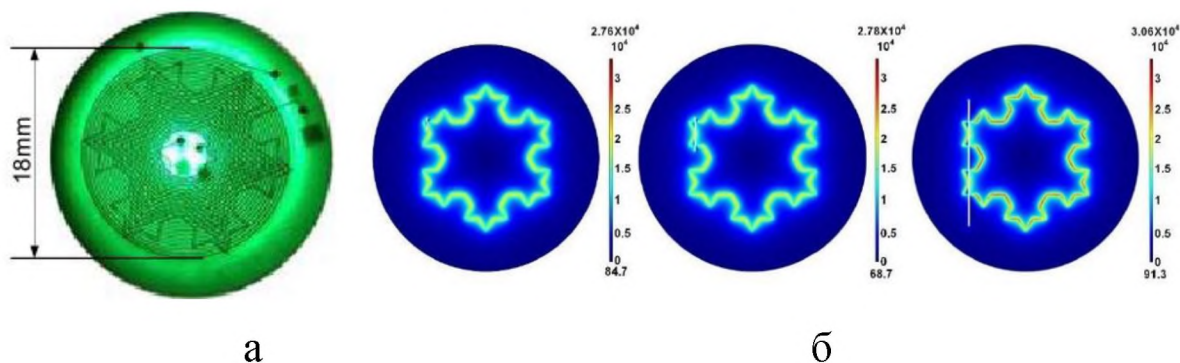


Рисунок 1.21 - Конструкція та розподіл ГВС з фрактальною геометрією К3 [29]: а – конструкція датчика; б – розподіл ГВС

Також досліджено отримані максимальні значення густини магнітного потоку в залежності від розташування дефектів на ОК з орієнтацією під різноманітними кутами (рис.1.22). Незважаючи на переваги такого планарного ВСП, проблема створення однорідного розподілу ГВС все ж залишається не вирішеною.

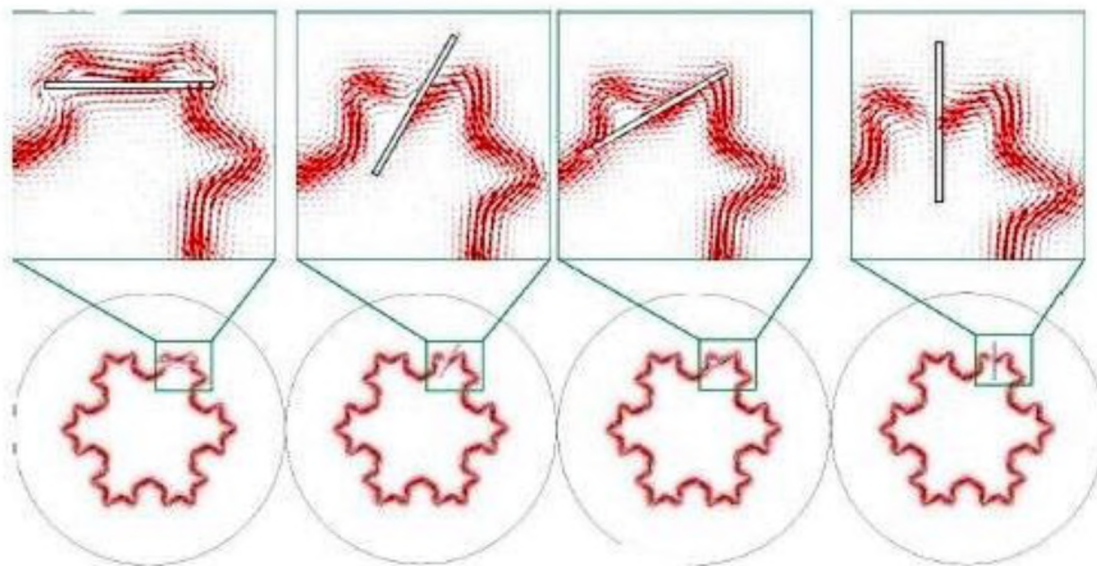


Рисунок 1.22 - Конфігурація ВС в залежності від розташування дефектів [29]

Інший підхід у формування ЕМП оптимальної конфігурації в заданій зоні використано в роботах [11, 14], де застосовуються магнітопроводи, концентратори поля із провідних матеріалів та екрани

спеціальної форми з «масками» та без них. Для прикладу, датчик із пристроєм намагнічування запропоновано в роботі [14]. Датчик має електромагніт з U-подібним осердям та комбінацію тангенціальної прямокутної детекторної котушки для вимірювання густини магнітного потоку  $B_x$  та пласкої прямокутної котушки для вимірювання густини магнітного потоку  $B_z$  (рис.1.23).

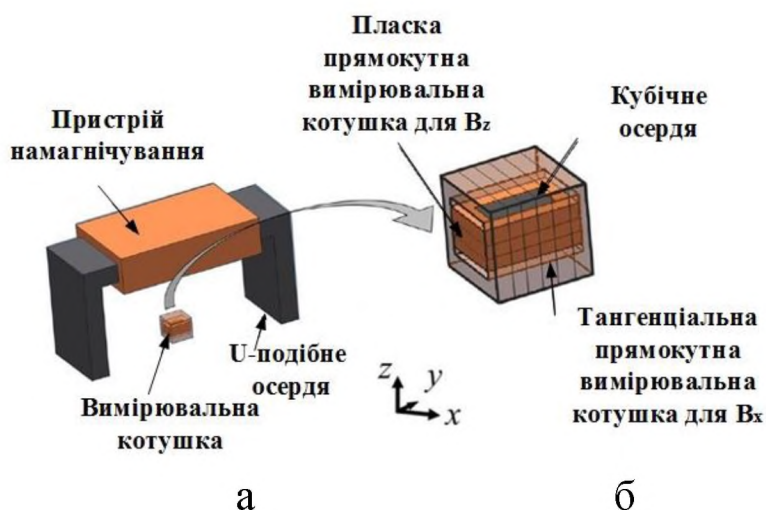


Рисунок 1.23 - Структура датчика з односпрямованим ВС [14]:  
а – загальний вигляд; б – детектор поля

Датчики даного типу [11, 14] ефективні при виявленні дефектів в ОК складної форми та обмежених розмірів, при контролі яких особливо відчувається ефект впливу краю об'єкта на сигнали ВСП. Для екранних ВСП при розміщенні екранувальних елементів на торцях прохідних перетворювачів окрім позитивного ефекту виникає і негативний, як то збільшення неоднорідності поля в зоні контролю.

Використання «маскових» ВСП призводить поряд із підвищенням локальності до зменшення чутливості ВСП. В рамках цих конструкцій значно складніше реалізувати однорідність розподілу ЕМП в зоні контролю. Крім того, не бажана наявність металевих елементів конструкції ВСП при їх використанні в умовах підвищеної температури.

Вищерозглянуті дослідження присвячені питанням синтезу ВСП із заданою конфігурацією зондувального поля в зоні контролю, але розглядали нерухомі ОК. В результаті проведеного аналізу встановлено повна відсутність відомостей про рішення проблеми створення НВСП із однорідною чутливістю для рухомих ОК, яка вимагає врахування струмів перенесення при синтезі. Отже, із проведеного аналізу наукових досліджень з проєктування ВСП із апріорі заданою конфігурацією ЕМП збудження встановлено, що не вирішеним залишається питання синтезу ВСП із врахуванням ефекту швидкості.

## **1.2. Методи розв'язку нелінійних обернених задач та оцінка можливості їх застосування для оптимального синтезу вихрострумових перетворювачів**

В розділі 1.2 та огляді [32] розглянуто результати теоретичних досліджень, присвячені проблемі проектування ВСП з рівномірною чутливістю в зоні контролю, яка обумовлена однорідним розподілом ГВС, що протікають в об'єкті. Саме однорідна чутливість перетворювача значно покращує можливості дефектометрії та сприяє визначенню форми дефектів при контролі об'єктів, їх допустимих геометричних розмірів, наявних локальних структурних відхилень матеріалу тощо. Реалізація апріорі заданих характеристик перетворювачів на етапі проектування, здійснюється із використанням процедур оптимального синтезу їх конструкцій, зокрема СЗ [33, 5].

При проектуванні найчастіше виконується структурний та параметричний синтез конструкції об'єкта [34-40]. Структурний синтез реалізувати значно складніше, тому в конструкторській практиці частіше застосовується процедура параметричного синтезу [41, 38]. Під структурним синтезом розуміємо визначення переліку різнотипних в загальному випадку компонентів (секцій котушки), які є складовими об'єкту (СЗ перетворювача) та забезпечують найкраще їх поєднання, а також схему взаємодії між ними (узгоджене або зустрічне включення за полем), виходячи із природи фізичного зв'язку [5, 33]. Результату досягають використанням дискретної оптимізації для пошуку прийнятної структури варіюванням невідомих на кінцевій множині. В складних випадках доводиться розв'язувати задачі відносно високої розмірності, які відносяться до категорії NP-важких. Тому повний перебір варіантів структур і навіть скорочений, здійснений методами випадкового пошуку, є неприйнятними.

Оптимальний параметричний синтез полягає в визначенні найкращих значень параметрів для вибраної на попередньому етапі структури системи збудження перетворювача із врахуванням усіх вимог до неї, зокрема щодо забезпечення заданого розподілу ГВС в ОК [36, 37]. Далі обмежимося розглядом задачі параметричного оптимального синтезу СЗ ВСП із наперед заданою характеристикою чутливості.

З точки зору співвідношення причина-наслідок задачу оптимального синтезу перетворювача з однорідною чутливістю в зоні контролю можна віднести до обернених задач (ОЗ) математичного моделювання [42]. Тобто розв'язок ОЗ дає змогу визначитися з невідомо-

ними параметрами СЗ перетворювача, використовуючи в якості вхідних даних апріорі задану її бажану характеристику. В загальному випадку математичне формулювання ОЗ в операторній формі має вигляд:

$$A \cdot z = u, u \in U, z \in Z, \quad (1.1)$$

де  $z$  - шукане рішення;

$u$  - задана права частина;

$A$  - оператор зв'язку між  $z$  та  $u$  (лінійний, нелінійний, інтегральний, диференціальний і тощо);

$U, Z$  - метричні простори.

Причому замість точних  $u$  і  $A$  відомі їх приблизні значення  $A_h, u_\delta$  такі, що:

$$\|u_\delta - u\|_U \leq \delta, \quad \|A_h - A\| \leq h,$$

де  $\delta \geq 0, h \geq 0$  - похибки правої частини і оператора.

Тобто за даних умов необхідно виконати розв'язок операторного рівняння:

$$A_h \cdot z = u_\delta. \quad (1.2)$$

Слід зазначити, що права частина рівняння (1.2) асоціюється з наперед заданою характеристикою розподілу ГВС в ОК, а шуканий розв'язок - з параметрами СЗ перетворювача, які реалізують цю характеристику.

Розв'язок ОЗ складає окрему проблему, що обумовлено певними їх математичними особливостями. Внаслідок такої специфічності цей клас задач відноситься до некоректно поставлених [43, 44]. Причиною цього є характерна для них практично завжди відсутня неперервна залежність від правої частини рівняння (1.2), що при незначних збуреннях вхідних даних призводить до нестійких значень розв'язку, тобто його пилкоподібного характеру із значними відмінностями від точного. Розв'язок ОЗ далеко не завжди буває однозначно визначеним, тобто є не єдиним [45, 46]. Крім того, ОЗ лише в дуже рідких випадках, які представляють практичну цінність в технічних додатках, є лінійними. Зазвичай шукані параметри входять до операторного рівняння нелінійним чином. Відповідно до цих зауважень проблема розв'язання ОЗ полягає в пошуку умовно коректного



за А.М. Тихоновим її розв'язку [47], максимально наближеного до точного, стійкого до змін вхідних даних. Перевагою такого підходу є гарантоване отримання певного розв'язку ОЗ.

Теорія нелінійних некоректних задач на даному етапі ще знаходиться у розвитку та опрацьована в значно меншій степені ніж лінійних. Універсального методу розв'язку некоректних задач на даний час не існує. Стійкість розв'язку ОЗ залежить від вибору простору розв'язків: задачі можуть бути некоректно поставленими у одному просторі розв'язків та коректно поставленими в іншому. Отримання наближеного стійкого розв'язку ОЗ є можливим із використанням додаткової інформації щодо нього. Один із шляхів такого підходу полягає у введенні шуканого розв'язку у множину коректності, тобто при умові його належності деякому компакт (множині спеціальної структури) [48, 49]. Відповідно до ідеї, сформульованої А.М. Тихоновим, якщо є відомим факт того, що множина розв'язків є компактом, то задача розв'язку операторного рівняння вважається коректною при умові, коли права частина рівняння належить образу компакту. Ідея є вірною також і для нелінійних операторів. Такий підхід забезпечує стійкість розв'язку ОЗ до варіацій вхідних даних, які не виводять його за межі множини коректності. При такій ситуації апріорні відомості щодо рівня похибки вхідних даних при пошуку розв'язку не потрібні. Особливістю методу є суттєве використання апріорних обмежень, а саме кількісної та якісної інформації щодо структури розв'язку ОЗ. Близькими до групи методів, що реалізують цю ідею, є методи підбору, квазірозв'язку, квазіобернення тощо [42]. До появи сучасних ефективних методів регуляризації методи цієї групи використовувалися в якості основних для пошуку задовільних для дослідників наближених розв'язків некоректних задач. Необхідність попереднього визначення компакту є головним недоліком даного підходу.

До найбільш популярних чисельних методів, які призначені для розв'язку некоректних ОЗ, відносяться регуляризаційні. Загалом існує значна кількість підходів до побудови регуляризуючих операторів, але найбільше поширення отримав варіаційний. В його основі закладено універсальний спосіб наближеного розв'язку некоректної ОЗ, запропонований А.М. Тихоновим, який полягає в зведенні вихідної задачі виду (1.2) до іншої, що вимагає пошуку мінімуму певного згладжувального функціонала. Суть ідеї складає стабілізація мінімуму середньоквадратичного відхилення лівої частини операторного рівняння від правої його частини внаслідок введення до складу функціоналу залежного від параметру регуляризації доданку. Вибір

значення параметра регуляризації здійснюється в залежності від рівня збурення вхідних даних задачі та є компромісом між точністю процедури її розв'язку та стійкістю його оцінок, а проблема адекватного вибору параметра регуляризації має визначальне значення для пошуку розв'язку максимально наближеного до точного. Функціонал Тихонова має наступний вигляд [42]:

$$z_{\eta}^{\alpha} = \arg \min_{z \in D} \left( \left\| A_h z - u_{\delta} \right\|^2 + \alpha \cdot \|z\|^2 \right), \quad (1.3)$$

де  $\alpha > 0$  - параметр регуляризації;

$A$  - лінійний оператор, діючий із гільбертового простору  $Z$  в гільбертовий простір  $U$ ;

$D$  - замкнута випукла множина, причому  $z \in D \subseteq Z$ .

Доведено, що модифікована задача (1.3) має єдиний розв'язок навіть для випадку, коли у вихідної він взагалі відсутній. Метод не потребує знання апріорної інформації про належність розв'язку ОЗ деякій множині коректності.

Незважаючи на те, що ці теоретичні здобутки було отримано для лінійного оператора рівняння (1.2), А.М. Тихоновим вони були узагальнені на випадок розв'язку нелінійних некоректних ОЗ в рамках варіаційного підходу [50]. Проблемою в цьому є мінімізація функціоналу нев'язки з причини його не випуклості. Але схема є можливою при виконанні умови посиленої неперервності нелінійного оператора, коли він перетворює послідовності, які слабо збігаються у просторі  $Z$ , в послідовності, що сильно збігаються у просторі  $U$ . Або також при використанні схеми компактного вкладення з трьома просторами  $V \rightarrow Z \rightarrow U$ , де простір  $V$  вкладається в простір  $Z$  із допомогою неперервного оператора  $B$ . Тоді функціонал Тихонова приймає вигляд:

$$M^{\alpha} [v] = \left\| A_h Bv - u_{\delta} \right\|^p + \alpha \cdot \|v\|^2, \quad z = Bv. \quad (1.4)$$

Також слід зазначити, що для побудови наближеного розв'язку некоректно поставлених ОЗ з нелінійним оператором можливим є використання згладжувального функціоналу Тихонова (1.3), що підтверджується дослідженнями [51-53] з певною специфікою щодо апостеріорного вибору параметру регуляризації. Недоліком методу вважається фактично емпіричне налаштування регуляризуючого функціоналу під кожну конкретну задачу.

В якості альтернативи до регуляризуючого алгоритму Тихонова широке використання отримали методи ітеративної регуляризації [51-53], що створені на єдиній схемі поточної апроксимації зворотного оператора. Завдяки ефективності, алгоритмічній простоті побудови та універсальності ітеративні регуляризаційні методи знайшли застосування при розв'язку не тільки лінійних ОЗ, а й нелінійних задач. На сьогоднішній час обґрунтованими є принципи побудови регуляризуючих алгоритмів на основі виконання деяких ітераційних схем обчислень, в яких номер ітерації, узгоджений з похибками вхідних даних, використовується в якості параметру регуляризації. Формально ці схеми не знайшли суттєвих змін в порівнянні до класичних ітераційних [54-60]. Ідея полягає в тому, що ітераційні методи є робастними до похибок даних, з якими вони працюють, і тому на перших ітераціях наблизені результати розв'язку ОЗ незначною мірою відрізняються від аналогічних наблизень, що спостерігаються для точних вхідних даних. Похибки наростають поступово при збільшенні числа ітерацій, тому має сенс переривати обчислювальний процес при досягненні стійких наблизень з урахуванням рівня похибок вхідних даних. В узагальненому випадку ітераційний процес виконується відповідно до формули при виборі різних  $G_k(z_k^\delta, u_\delta)$ :

$$z_{k+1}^\delta = z_k^\delta + G_k(z_k^\delta, u_\delta). \quad (1.5)$$

Серед ефективних методів ітераційної регуляризації можна відзначити метод нелінійних ітерацій Ландвебера (Landweber), методи Ньютонівського типу (Levenberg-Marquardt, Gauss-Newton, Broyden's method, iterated Tikhonov regularization). До недоліків ітераційних методів регуляризації можна віднести обмежену область застосування, низьку в деяких випадках збіжність та проблему вибору належного початкового наблизення.

Значну кількість прикладних задач, зокрема оптимального проєктування ВСП, може бути сформульовано як екстремальні, тобто задачі пошуку екстремуму функціонала при заданих певних обмеженнях на аргументи. Серед таких задач зустрічаються і не стійкі, тобто некоректні. Зосередимся на задачах, які потребують знаходження мінімуму функціоналу  $J$  на множині  $D$ :  $J^* = \inf\{J(z) : z \in D\}$ . До функ-

ціоналу досить легко приєднати обмеження з використанням множників Лагранжа. Для стійкого наближеного розв'язку екстремальних некоректних задач необхідним є використання регуляризації. Варіанти варіаційних алгоритмів розв'язку нелінійних операторних рівнянь наведено в [50, 60], де використовуються певні стабілізаційні функціонали. Здебільшого для розв'язання таких задач застосовують градієнтні методи пошуку, які характеризуються досить високою збіжністю.

Досить успішним також є досвід використання для розв'язку екстремальних некоректних задач принципу саморегуляризації. При цьому первинне формулювання некоректної ОЗ зберігається, її розв'язок виконується з застосуванням наближених методів, які надають можливість керувати за рахунок «в'язкості» обчислювальних процедур алгоритмів мірою близькості шуканого розв'язку до точного. Відповідні зміни параметрів обчислювальних алгоритмів забезпечують природну фільтрацію високочастотних складових шуканого розв'язку.

В більшості випадків в якості цільової функції задачі оптимізації застосовують суму квадратів нев'язок, але можливими є й інші варіанти. При виборі методу оптимізації необхідно враховувати певні особливості, що є характерними при такому формулюванні задачі нелінійного математичного програмування:

- наявність значної кількості локальних екстремумів, тобто багатоекстремальність задачі;
- необхідність пошуку глобального екстремуму;
- складна топологія гіперповерхні пошуку, яка характеризується багатовимірною «яроподібністю», наявністю «плато», точок перегину поверхні тощо;
- наявність обмежень, введення яких до цільової функції ще більш ускладнює топологію поверхні пошуку;
- суттєва нелінійність та можлива недиференційованість функції цілі;
- алгоритмічне або складне аналітичне представлення цільової функції, що потребує значних обчислювальних ресурсів та затрат часу для розрахунків, обумовлює використання громіздких чисельних методів та часто становить непросту самостійну задачу.

Всім цим вимогам задовольняють сучасні метаевристичні стохастичні алгоритми оптимізації як еволюційні, так і поведінкові, які засновані на моделюванні колективної поведінки систем, що самоорганізуються та складаються з взаємодіючих агентів [61, 62].

Суттєва ресурсомісткість нелінійних оптимізаційних задач зі складними для обчислень цільовими функціями робить затребуваними для використання технології сурогатної оптимізації [63], яка передбачає заміну ресурсомісткої функції цілі її замісником, що є апроксимованим аналогом, тобто метамоделлю, та потребує значно менших обчислювальних ресурсів і дає можливість пошуку розв'язку за реальний час. Під метамоделлю будемо розуміти просту в обчислювальному сенсі формальну модель на більш складну модель, побудовану на фізичних законах.

Огляд та аналіз математичних методів, що використовуються для розв'язку нелінійних обернених задач здійснено в роботі [64].

### **1.3. Методи створення моделей-замісників для ресурсомістких задач сурогатного оптимального синтезу вихрострумових перетворювачів з апіорі заданими властивостями поля зондування**

Сурогатне моделювання є одним із поширених напрямків розвитку методів розв'язку складних обернених задач в численних сферах науки та техніки, зокрема оптимальному синтезі конструкцій об'єктів, неруйнівному контролю матеріалів та виробів, ідентифікації властивостей досліджуваних об'єктів при їх взаємодії з різноманітними фізичними полями, технічній діагностиці, тощо. Зазвичай такі задачі потребують застосування оптимізаційних методів, що використовують функції цілі, які характеризуються великою обчислювальною ресурсомісткістю. В таких випадках функції цілі часто обчислюються за допомогою досить «важких» в сенсі затрат часу чисельних методів, що призводить до практично непереборних перешкод. Підміна ресурсомісткої функції цілі її апроксимованим аналогом, тобто метамоделлю або моделлю-замісником (рис.1.24), яка відрізняється значно більш високою обчислювальною продуктивністю, дає можливість пошуку розв'язку оптимізаційної задачі за реальний час [65, 66]. Така обчислювальна технологія ілюструється схемою на рис.1.25.

В задачах ідентифікації метамоделі додатково ще виконують функції накопичувачів апіорної інформації, яка отримана попередньо щодо досліджуваних об'єктів шляхом комп'ютерних чисельних експериментів, проведених за відповідними доцільними планами. Створені таким чином носії інформації надалі використовуються безпосередньо у вимірювальних операціях, що дозволяє забезпечити розв'язок обернених задач в реальному масштабі часу.

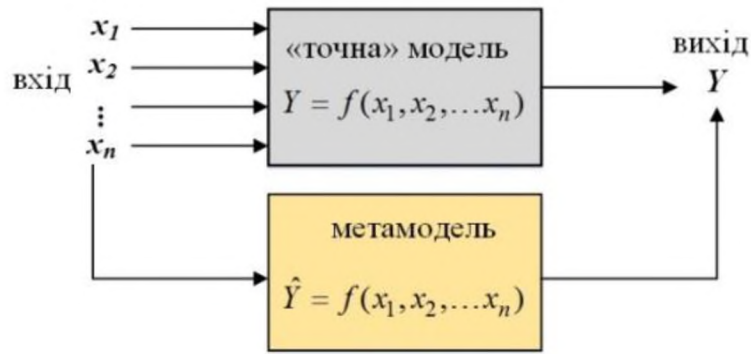


Рисунок 1.24 - Метамоделювання як модель на модель, створену за фізичними законами

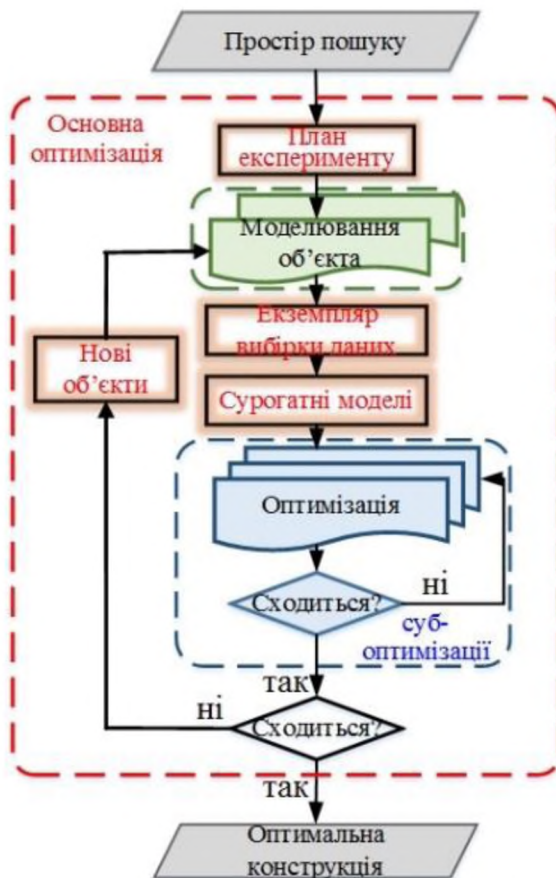


Рисунок 1.25 - Узагальнений алгоритм сурогатної оптимізації

Останніми роками такий підхід зі створенням метамоделей застосовується в різноманітних галузях при вирішенні складних проектних завдань: в машинобудуванні [67, 68], аерокосмічній промисловості [69], турбінобудуванні, будівництві [70].

Отже, під метамоделлю або сурогатною моделлю розуміють просту в обчислювальному сенсі формальну модель на більш складну модель, побудовану на фізичних законах, тобто вона являє собою модель на модель.

Загалом задача побудови сурогатної моделі зводиться до побудови апроксимаційної функції гіперповерхні відгуку, що визначається моделлю на фізичних законах.

Це є непростю задачею та іноді, в складних випадках, потребує застосування комбінованих методів апроксимації, які поєднують в собі методи штучного інтелекту і традиційні математичні методи наближення та аналізу даних.

Розвиток теорії метамоделювання забезпечено дослідженнями вчених G. G. Wang, A. Forrester, A. Sobester, A. Keane, S. De Marchi,

Е. Perracchiono, Н. Fang, S. Koziel, А. П. Кулешов, А. В. Бернштейн, Е. В. Бурнаев та інші.

Загальна концепція побудови сурогатних адаптивних моделей розглянута в роботах [65, 71] і передбачає:

- характеристику об'єкту за допомогою «точної» математичної моделі;
- створення наближеної моделі, яка дозволяє обчислювати приблизне значення характеристики об'єкту на основі вхідних даних. Невід'ємним компонентом даного етапу є створення комп'ютерного плану обчислювального експерименту, на основі якого виконується побудова регресійної моделі;
- валідацію та оцінювання точності створеної сурогатної моделі.

Отже, виникає необхідність узагальнення матеріалів сучасних досліджень з використанням існуючих методів побудови метамоделей для технічних задач в різноманітних галузях, визначення їх переваг та недоліків, особливостей застосування на практиці.

Найвні різноманітні методи побудови метамоделей, які використовуються науковцями, можна класифікувати варіантом, представленим на рис. 1.26.

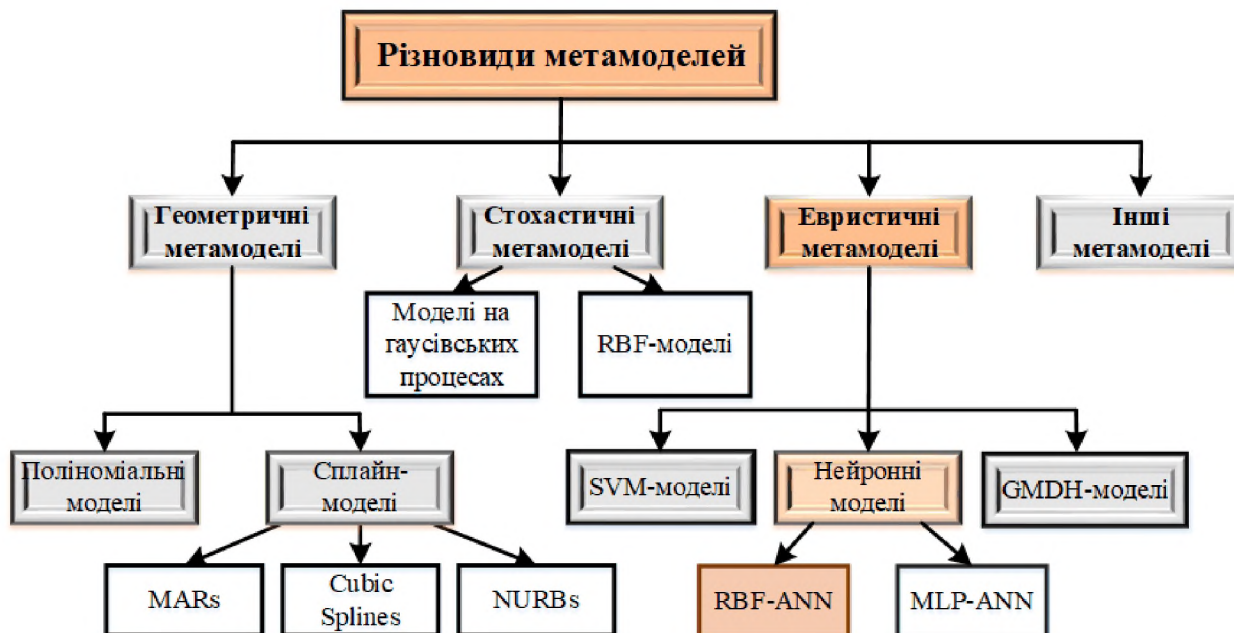


Рисунок 1.26 - Різновиди методів апроксимації, що застосовуються для побудови метамоделей

При цьому можна виділити узагальнені класи найбільш застосовуваних метамоделей, а саме геометричних, стохастичних та евристичних, та відповідних методів їх побудови. Відзначимо, що методи

створення метамodelей, які використовуються для технічних задач, відрізняються різноманітними підходами до апроксимації та складністю їх реалізації. Згідно з наведеною класифікацією до першої групи методів побудови метамodelей відносять геометричні, до яких належать всі види поліноміальних modelей та сплайн-modelей: багатоваріантні адаптивні регресійні сплайни MARs (Multivariate adaptive regression splines), кубічні сплайни (Cubic splines), неоднорідні раціональні B-сплайни NURBs (Non-uniform rational B-splines).

Поліноміальні modelей, як одні із найпоширеніших, застосовуються науковцями при розв'язанні різноманітних задач [67, 68]. Поліноміальна модель отримується на відміну від лінійної внесенням додаткових предикторів шляхом піднесення кожного початкового предиктора до певного степеню.

Залежність між предикторами і відгуком описується в загальному вигляді регресійною функцією:

$$y = b_0 + b_1 \cdot f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) + \dots + b_{m-1} \cdot f_{m-1}(x_1, x_2, \dots, x_m) + \varepsilon, \quad (1.7)$$

де  $f_i(x_1, x_2, \dots, x_n), i = 1, \dots, m-1$  - задані функції факторів;

$x_1, x_2, \dots, x_n, b_0, b_1, \dots, b_{m-1}$  - коефіцієнти математичної modelей;

$\varepsilon$  - залишок або випадкова складова.

В залежності від вибраної функції  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  регресійна модель може бути представлена в різних виглядах. Наприклад, для однофакторної поліноміальної регресії функція має вигляд:

$$y = b_0 + b_1 \cdot x + b_2 \cdot x^2 + \dots + b_{m-1} \cdot x^{m-1} + \varepsilon, \quad (1.8)$$

а поліноміальна модель 2-го порядку для трьох факторів містить головні ефекти (тобто ефекти першого порядку) та квадратичні ефекти (тобто ефекти другого порядку) і має вигляд:

$$y = b_0 + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_1^2 + b_3 \cdot x_2 + b_4 \cdot x_2^2 + b_5 \cdot x_3 + b_6 \cdot x_3^2 + \varepsilon. \quad (1.9)$$

Коефіцієнти математичної modelей оцінюються методом найменших квадратів. Зазвичай степінь поліному більш ніж 3 або 4 не використовується, оскільки в такому випадку поліноміальна крива стає надмірно гнучкою і приймає неадекватний вигляд.



Класичний регресійний аналіз передбачає виконання ряду передумов [72], які насправді можуть не виконуватися, а їх перевірка достатньо складна, оскільки передбачає проведення складних експериментів і вимагає значних ресурсів на її здійснення. В поліноміальних моделях в залежності від складності гіперповерхні відгуку завжди виникає проблема вибору порядку моделі, яка на практиці вирішується ітеративним методом в бік поступового підвищення з метою уникнення перенасичення.

Одним із методів розв'язку регресійних задач є застосування багатовимірних адаптивних сплайнів MARs, що дозволяє встановлювати вигляд і параметри апроксимаційної функції із заданою точністю відтворюючої початкові дані [73]. Простір пошуку значень вхідних змінних розбивається на області, в яких використовуються різні базисні функції певних видів та їх добутки з декількох співмножників. В основі роботи методу покладено вибір необхідної зваженої суми базисних функцій з їх загального набору (словника). Алгоритм MARs-сплайнів відшуковує в просторі всіх вхідних змінних місця розташування вузлових точок, а також взаємозв'язки між змінними. Коефіцієнти розкладання і сам робочий набір базисних функцій вибираються за допомогою ітеративної евристичної процедури включення-виключення, що дає дещо меншу точність апроксимації, ніж при використанні повного словника. Метод MARs-сплайнів знаходить шукану залежність у два етапи. Перший етап полягає в додаванні базисних функцій до робочого набору, доки не буде мінімізовано загальний критерій якості моделі [73] або ж буде досягнута максимальна кількість базисних функцій. На другому етапі з робочого набору видаляються функції, які не впливають суттєво на критерій точності моделі, що відображає зростання дисперсії з ростом числа базисних функцій. Для розрахунку невідомих коефіцієнтів розкладання використовують метод найменших квадратів.

В роботі [74] розглядаються модельні приклади із застосуванням кусково-лінійних базисних функцій. Цей метод ефективний не тільки при розгляді функції однієї змінної, але і для багатовимірних просторів. Досліджено залежність похибки при навчанні і контролі від кількості базисних функцій, причому як на етапі додавання, так і на етапі видалення функцій із моделі [74].

В роботі [75] автори запропонували спеціальний метод розв'язку задачі апроксимації за допомогою розкладання по структурно-орієнтованому словнику функцій. В основі методу лежить використання тензорного добутку словників функцій, побудованих в кожному із факторів, і спеціального штрафу на мінливість моделі,

який дозволяє досягти контролю гладкості апроксимації. Розв'язання задачі апроксимації зводиться до пошуку оптимального тензора коефіцієнтів розкладання за словником для вибірок спеціальної структури. Також для випадку вибірок, що мають структуру неповного декартового добутку довільного числа багатовимірних факторів, розроблено метод знаходження оптимального тензора коефіцієнтів за словником та показана його висока обчислювальна ефективність.

Маючи деякі переваги перед класичними статистичними методами побудови апроксимаційної моделі, MARs все ж є чутливим до початкових вхідних даних. Крім того, метод має значні часові затрати на розрахунок коефіцієнтів моделі методом найменших квадратів у випадку розв'язку задач великої розмірності.

Представником стохастичних методів побудови сурогатних моделей є регресія на основі гаусівських процесів (або крігінг) [76], що дозволяє створювати нелінійні апроксимаційні моделі. Методи побудови сурогатних моделей на основі гаусівських процесів та їх застосування в задачах оптимізації розглядаються в ряді робіт [77, 78]. Відомо, що будь-який випадковий процес визначається середнім значенням та коваріаційною функцією. При використанні реальних даних коваріаційна функція гаусівського процесу невідома. Тому вводиться припущення, що коваріаційна функція належить до деякого параметричного сімейства. В залежності від апріорних уявлень про вигляд апроксимаційної залежності вибирається сімейство коваріаційних функцій. Так в роботі [79] передбачалося, що коваріаційна функція належить до експоненціального сімейства, а в [80] - до сімейства на основі відстані Махаланобіса. Коваріаційна функція другого сімейства дозволяє створити модель більш загальну, проте обмежує роботу із даними великої розмірності, оскільки значно збільшується кількість параметрів коваріаційної функції, які необхідно оцінити. У зв'язку з цим в роботі [80] вирішується актуальне завдання розробки алгоритму налагодження параметрів коваріаційної функції на основі відстані Махаланобіса, який дозволяє виконувати ці дії і для випадку даних великої розмірності. При порівнянні методів у двовимірному випадку стандартний і запропонований авторами [80] алгоритми налагодження параметрів коваріаційної функції мають однакову точність. Зі збільшенням розмірності стандартний метод із використанням відстані Махаланобіса має суттєво меншу точність у порівнянні із запропонованим алгоритмом повороту координатних осей [80], оскільки збільшується кількість гіперпараметрів, які необхідно визначати в процесі навчання.

З метою зменшення обчислювальних затрат та підвищення точності при оцінюванні параметрів моделі в роботі [75] пропонується метод моделювання нестационарної коваріаційної функції на основі лінійного розкладання за словником параметричних функцій та використання байєсівської регуляризації. Для байєсівської регуляризації в якості відомих розподілів параметрів використовуються нормальний та гама-розподіл. Обидва розподіли дозволяють уникати виродження апроксимації, збільшувати узагальнювальну здатність і надійність алгоритмів.

При використанні методу слід враховувати, що для побудови моделі на основі гаусівських процесів необхідно оцінити вектор параметрів коваріаційної функції, трудоємність такої оцінки складає  $O(n^3)$ . Регресія на основі гаусівських процесів передбачає наявність задалегідь заданої коваріаційної функції, яка необхідна при оцінюванні параметрів цих процесів, що відповідно впливає на обчислювальну складність методу. У даному методі розрахунок параметрів моделі виконується методом максимальної правдоподібності, який передбачає виконання досить громіздких матричних перетворень, що суттєво впливає на затрати часу зі збільшенням розмірності задачі.

У разі коли є великий масив вихідних даних найчастіше використовуються регресійні RBF-моделі, які так само створюються застосуванням стохастичних методів побудови [81, 82]. Радіальна базисна функція апроксимації використовує лінійні комбінації  $K$  радіально-симетричних функцій  $\varphi$ :

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^K \lambda_j \cdot \varphi \left( \left\| \mathbf{x} - \mathbf{c}^{(j)} \right\| \right), \quad (1.10)$$

де  $\lambda = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K]^T$  - вектор параметрів моделі;

$\mathbf{x}$  - вектор проєктних змінних;

$\varphi$  - базисна функція;

$\mathbf{c}^{(j)}$ ,  $j=1 \dots K$  - відомі центри базисних функцій.

Параметри моделі  $\lambda$  визначаються аналогічно, як і у випадку поліноміальної регресії. Тобто функція апроксимації  $f(\mathbf{x})$  є лінійною комбінацією деяких базисних функцій із відповідними ваговими коефіцієнтами. Найбільш застосовані базисні функції - лінійна, кубічна, полігармонічний сплайн, TRs-сплайни (або сплайн-поверхні) [81, 82]. Проте більшу гнучкість мають параметричні базисні функції, наприклад, гаусівська, зворотна квадратична, мультиквадратична,

зворотна мультіквадратична та інші [81]. Розрахунок вектору параметрів моделі виконується методом найменших квадратів, що в задачах великої розмірності вимагає суттєвих обчислювальних ресурсів.

Розглядаючи клас евристичних метамodelей можна виділити штучні нейронні мережі (ANN), моделі з використанням методу групового урахування аргументів (МГУА) та машин опорних векторів (SVM). Послідовно розглянемо кожен із цих методів.

Потужним апаратом для апроксимації складних залежностей є штучні нейронні мережі (НМ) [83], а саме НМ на радіально-базисних функціях RBF-ANN та багатошарових перцептронах MLP-ANN. Універсальні апроксимаційні властивості НМ та відсутність вимог попереднього «точного, жорсткого» задання вигляду моделі є причиною їх широкого застосування при створенні метамodelей у складних випадках топології гіперповерхні відгуку [84, 85]. Відсутність «жорстко» заданого апріорного зв'язку шуканого рішення із конкретною моделлю надає переваги НМ, оскільки вона виявляється більш пристосованою до роботи в умовах невизначеності.

Основні переваги НМ головним чином зумовлені: навчанням на прикладах; підвищенням завадостійкості до зашумлених та суперечливих даних; стійкістю до помірних змін побічних параметрів об'єкту, які не є шуканими в процесі розв'язку. Разом з тим їм притаманні і деякі недоліки, один із яких це відносно великий час для навчання мережі та відсутність аналітичного запису отриманої апроксимаційної функції. На рисунку 1.27 представлено найбільш розповсюджені типи НМ [83, 86], які використовуються для розв'язку регресійних задач.

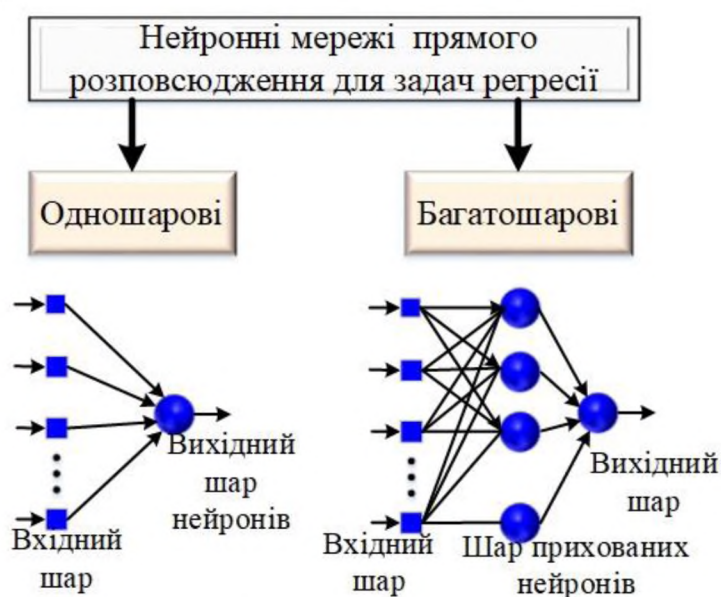


Рисунок 1.27 - Узагальнена класифікація нейронних мереж за архітектурою

В класифікації нейронних мереж виділяють два фундаментальних класи: мережі прямого розповсюдження (одношарові та багатошарові) та рекурентні мережі або мережі зі зворотним зв'язком [83, 86], але практичне застосування в апроксимаційних задачах знайшли перші з них. Завдяки великій кількості алгоритмів і методик навчання та багатьох видів функцій активації досягається створення великого розмаїття НМ.

Теоретичною основою і обґрунтуванням того, що НМ здатна апроксимувати будь-яку функціональну залежність є теорема Колмогорова-Арнольда про універсальну апроксимацію [83].

Будь-яка неперервна функція  $K$  аргументів в одиничному кубі  $[0, 1]^K$  може бути представлена у вигляді суперпозицій неперервних функцій одного аргументу і операції додавання:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_K) = \sum_{i=1}^N a_i \cdot f\left(\sum_{k=1}^K a_{ik} \cdot x_k + a_{0k}\right), \quad (1.11)$$

де  $(x_1, x_2, \dots, x_K)^T$  - вектор вхідних даних;

$f(\cdot)$  - обмежена, не постійно монотонно висхідна неперервна функція;

$K$  - кількість вхідних вузлів;

$N$  - кількість нейронів прихованого шару;

$a_{ik}$  - синаптичні ваги прихованого шару;

$a_i$  - синаптичні ваги вихідного шару;

$a_{0k}$  - зміщення.

Процес навчання нейронної мережі представлено на рис.1.28.

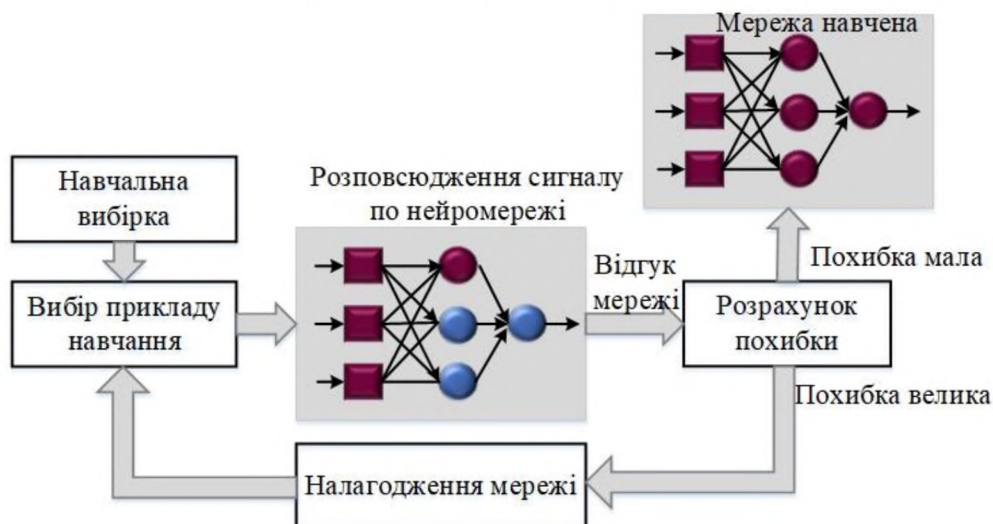


Рисунок 1.28 - Процедура навчання нейронної мережі

В основі побудови RBF-мереж покладено розбиття простору пошуку гіперсферами, які задаються своїм центром та радіусом. RBF-мережа має у своєму складі: вхідний шар, що з'єднує мережу з середовищем спостереження; прихований шар (або проміжний), що складається з елементів з ядерними базисними функціями активації; лінійний вихідний шар – звичайний одношаровий перцептрон, який в результаті налаштування ваг визначає вихід мережі (рис.1.29) [83, 86]. В якості функції активації нейронів прихованого шару часто використовують функцію Гауса, але можливі й інші різновиди функцій, наприклад, квадратична ядерна функція, ядро Єпанечникова, зворотна мультіквадратична функція, сплайн-функція, функція Коши.

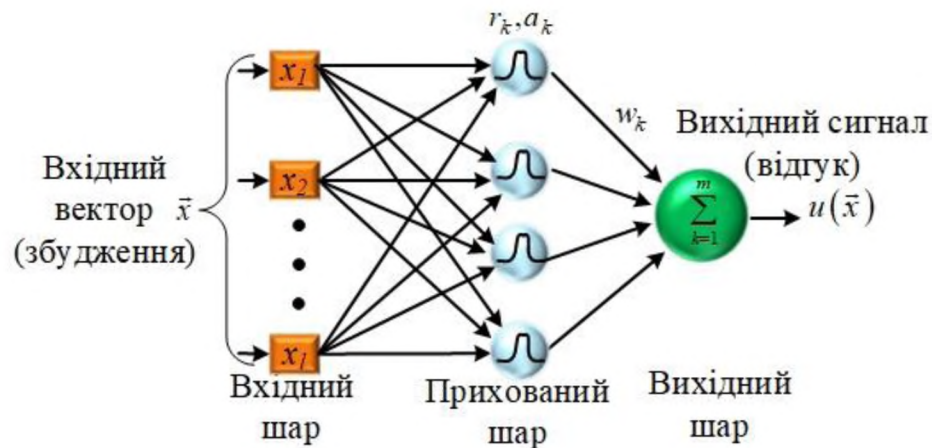


Рисунок 1.29 - Структура RBF-нейронної мережі

При застосуванні гаусівської функції активації вихід мережі формується як лінійна комбінація виходів нейронів прихованого шару і описується виразом [83]:

$$u(\vec{x}) = \sum_{k=1}^m w_k \cdot \varphi_k(\vec{x}) = \sum_{k=1}^m w_k \cdot \exp\left(-\frac{r_k^2}{a_k^2}\right), \quad (1.12)$$

де  $\vec{x}$  - вхідний вектор  $\vec{x} = (x_1, x_2, \dots, x_l)^T$ ;

$r_k = \|\vec{x} - \vec{c}_k\| = \sqrt{(x_1 - c_{x_1k})^2 + (x_2 - c_{x_2k})^2 + \dots + (x_l - c_{x_lk})^2}$  - радіус  $k$ -го нейрона;

$l$  - кількість змінних цільової функції;

$m$  - кількість нейронів прихованого шару;

$w_k$  - вага зв'язку вихідного нейрона з  $k$ -м нейроном прихованого шару;

$\vec{c}_k$  - вектор координат центру  $k$ -го нейрона, який містить координати  $(c_{x_1k}, c_{x_2k}, \dots, c_{x_ik})^T$ ;

$a_k$  - ширина  $k$ -го нейрона;

$\varphi_k(\vec{x})$  - гаусівська функція активації прихованого шару.

Задача апроксимації RBF-мережею зводиться до оптимального вибору ваг вихідного шару, кількості радіальних функцій (нейронів), а також їх параметрів: центрів розташування цих функцій та їх ширини, які є нелінійними параметрами прихованого шару.

До переваг нейронних RBF-мереж відносять те, що вони мають лише один прихований шар нейронів, який істотно спрощує характерну для більш складних НМ задачу вибору кількості прихованих шарів і робить цей вибір визначеним. Також ці мережі швидко навчаються, що обумовлено можливістю застосування добре вивчених методів лінійної оптимізації при підборі параметрів лінійної комбінації у вихідному шарі мережі. Але розмірність RBF-мереж експоненційно зростає при збільшенні розмірності вихідних даних, а при їх навчанні є необхідність використання великої кількості прикладів. Окрім того RBF-мережа не володіє здатністю до екстраполяції даних при збільшенні ширини діапазону вхідних даних.

Багатошаровий перцептрон прямого розповсюдження складається із множини сенсорних елементів (вхідних вузлів та вузлів джерела), які утворюють вхідний шар; одного або декількох прихованих шарів обчислювальних нейронів та одного вихідного шару (рис.1.30). Вхідний сигнал розповсюджується мережею в прямому напрямку, від шару до шару. Навчання з «учителем» такої мережі виконується за допомогою алгоритму зворотного розповсюдження помилки, який ґрунтується на корекції похибок.

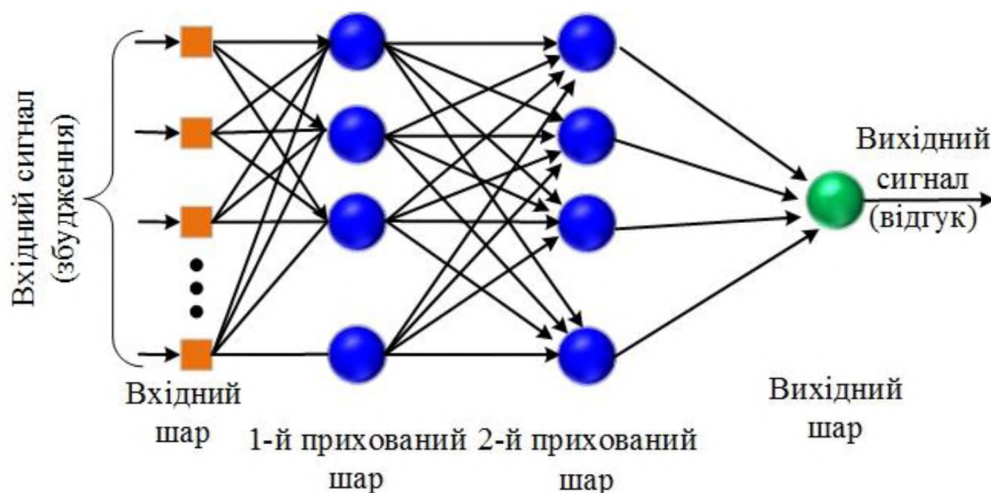


Рисунок 1.30 - Структура двошарової MLP-нейронної мережі

В загальному випадку це відповідає популярному алгоритму адаптивної фільтрації - алгоритму мінімізації середньоквадратичної похибки.

Існують також і інші алгоритми навчання MLP-мереж, які використовують різноманітні стратегії найшвидшого просування до точки мінімуму [83, 86], наприклад, спуск по спряженим градієнтам і метод Левенберга-Марквардта.

Багатошарові перцептрони мають декілька відмінних ознак:

1. Кожен нейрон мережі має гладку нелінійну функцію активації, наприклад, гіперболічного тангенса. Найбільш розповсюджена форма такої функції є сигмоїдальна, яка визначається логістичною функцією:

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp(-v_j)},$$

де  $v_j$  - локальне поле  $j$ -го нейрону, що визначається як зважена сума всіх синаптичних входів із значенням зміщення включно;

$y_j$  - вихід нейрону.

Теоретично доведено, що з використанням таких найпростіших перетворень можна наближувати достатньо складні багатовимірні функції, і як наслідок оцінювати складні залежності.

2. Мережа містить один або декілька шарів прихованих нейронів, які не належать до входу або виходу мережі. Ці нейрони дозволяють мережі навчатися розв'язку складних задач, послідовно враховуючи важливі ознаки із вхідного вектору.

3. Мережа має високий степінь зв'язаності, що реалізується за допомогою синаптичних з'єднань. Зміна рівня зв'язаності мережі вимагає зміни множини синаптичних з'єднань або їх вагових коефіцієнтів.

У загальному вигляді вихід двошарової та тришарової MLP-мережі із прямими зв'язками, яких є достатньо для апроксимації практично будь-яких гіперповерхонь, описується наступними виразами:

$$y_i(t) = f_2 \left( a_{20i} + \sum_{i=1}^N a_{2i} \cdot f_1 \left( \sum_{k=1}^K a_{1k} \cdot x_k(t) + a_{10k} \right) \right), \quad (1.13)$$



$$y_m(t) = f_3 \left( a_{30m} + \sum_{m=1}^M a_{3m} \cdot f_2 \left( a_{20i} + \sum_{i=1}^N a_{2i} \cdot f_1 \left( \sum_{k=1}^K a_{1k} \cdot x_k(t) + a_{10k} \right) \right) \right), \quad (1.14)$$

де  $i = 1, 2, \dots, N$  - кількість нейронів другого шару;

$k = 1, 2, \dots, K$  - кількість нейронів першого шару;

$m = 1, 2, \dots, M$  - кількість нейронів третього шару;

$f_1, f_2, f_3$  - функції активації першого, другого та третього шарів

відповідно;

$a_{10k}, a_{20i}, a_{30m}$  - початкові збудження  $k$ -го,  $i$ -го,  $m$ -го нейронів першого, другого та третього шарів відповідно;

$a_{1k}, a_{2i}, a_{3m}$  - вагові коефіцієнти  $k$ -го нейрону першого шару,  $i$ -го нейрону другого шару,  $m$ -го нейрону третього шару;

$x_k(t)$  -  $k$ -та координата вхідного вектору;

$y_i(t), y_m(t)$  -  $i$ -та,  $m$ -на координата вихідного вектору для двошарової НМ та тришарової відповідно.

Поєднання позитивних різноманітних властивостей MLP-мереж разом, з врахуванням їх здатності до навчання забезпечує суттєву обчислювальну потужність регресійного багатошарового перцептрона. Водночас це є причиною неповноти знань про поведінку таких мереж. Застосування MLP-мережі передбачає крім вибору алгоритму навчання, необхідність застосування різноманітних методів оптимізації структури мережі для кожної конкретної задачі. Окрім того, MLP-мережі мають складну процедуру навчання, оскільки необхідно разом навчати декілька шарів нейронів.

Ефективними методами підвищення точності метамоделей є використання множинних нейронних мереж, тобто асоціативних машин (комітетів нейронних мереж) [83, 86]. В цьому випадку складні регресійні задачі вирішуються розбиттям на множину простіших задач з меншими вимогами до точності із наступним об'єднанням отриманих рішень в єдине. Для задач регресії використовуються асоціативні машини статичної структури з відповідними методами отримання рішення, а саме з усередненням за ансамблем та підсиленням (boosting) [87].

Далі розглянемо статичну структуру комітету НМ з усередненням за ансамблем (рис.1.31), як найпростішу в реалізації та досить ефективну за точністю апроксимації. В такому випадку передбачається, що окремі мережі ймовірно будуть мати різні

локальні мінімуми поверхні відгуку. В результаті чого деяка комбінація їх вихідних сигналів призведе до підвищення ефективності композитної мережі. Поєднання вихідного сигналу здійснюється за допомогою лінійної комбінації вихідних сигналів окремих НМ.

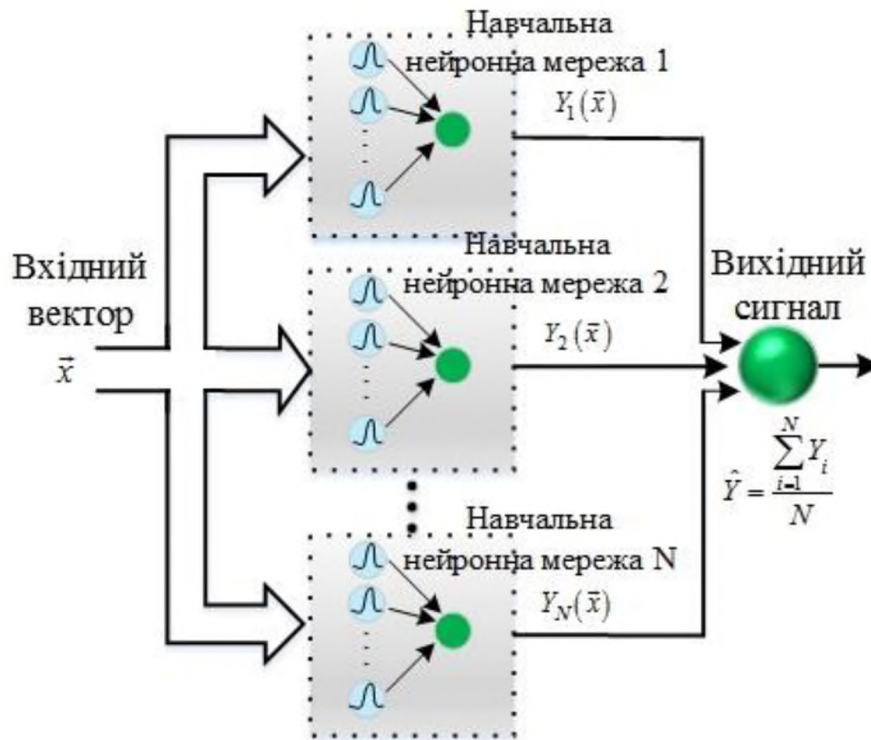


Рисунок 1.31 - Комітет нейронних мереж, що заснований на усередненні за ансамблем

В методі, що розглянуто вище, всі мережі навчаються на одній і тій же множині даних і вони відрізняються одна від одної тільки вибором початкового стану. На противагу цьому мережі, що працюють на основі методу підсилення, навчаються на прикладах, які мають різні розподіли. Тоді окремі мережі, що можуть використовувати досить «слабкий» алгоритм навчання, в результаті сумісного врахування виходів перетворюються в композит НМ, який досягає довільно заданої точності.

Метод підсилення реалізовується трьома способами [83]: підсиленням шляхом фільтрації (boosting by filtering), підсиленням шляхом формування підвбірок (boosting by subsampling), підсиленням шляхом перезважування (boosting by reweighting). Серед недоліків методу підсилення можна відзначити такі, як необхідність великої кількості прикладів навчальних вибірок та потреба в значних обчислювальних ресурсах для підтримки і навчання НМ [83, 88].

Більш детально розглянемо реалізацію методу підсилення шляхом формування підвбірок (boosting by subsampling). В такому випадку потрібна множина прикладів навчання фіксованого розміру. Підвбірки створюються під час навчання згідно із заданим розподілом ймовірності. Одна із найбільш відомих процедур, що реалізує формування підвбірок - це так звана процедура беггінг (bagging) [86].

В основі цієї процедури покладена ідея, заснована на тому, що навіть невеликі зміни в навчальній множині формують декілька абсолютно різних НМ-моделей. Внесення випадкових змін до масиву навчальної вибірки необхідно з метою подальшого створення декількох альтернативних моделей, які засновані на різних підмножинах даних. Такий стохастичний метод побудови НМ передбачає, що базові алгоритми навчаються незалежно один від одного на випадково відібраних підмножинах навчальної вибірки, використовуючи так звані бутстреп-вибірки (bootstrap) [83, 86]. Тобто в цій процедурі формування вибірок здійснюється випадково і тому деякі дані можуть брати участь у навчанні декілька разів, а інші ні разу (рис.1.32). Елементи, що не потрапили в чергову вибірку, використовуються в якості тестової множини для поточної НМ. Наступним кроком є побудова комітету НМ на сформованих таким чином підмножинах вихідних даних.

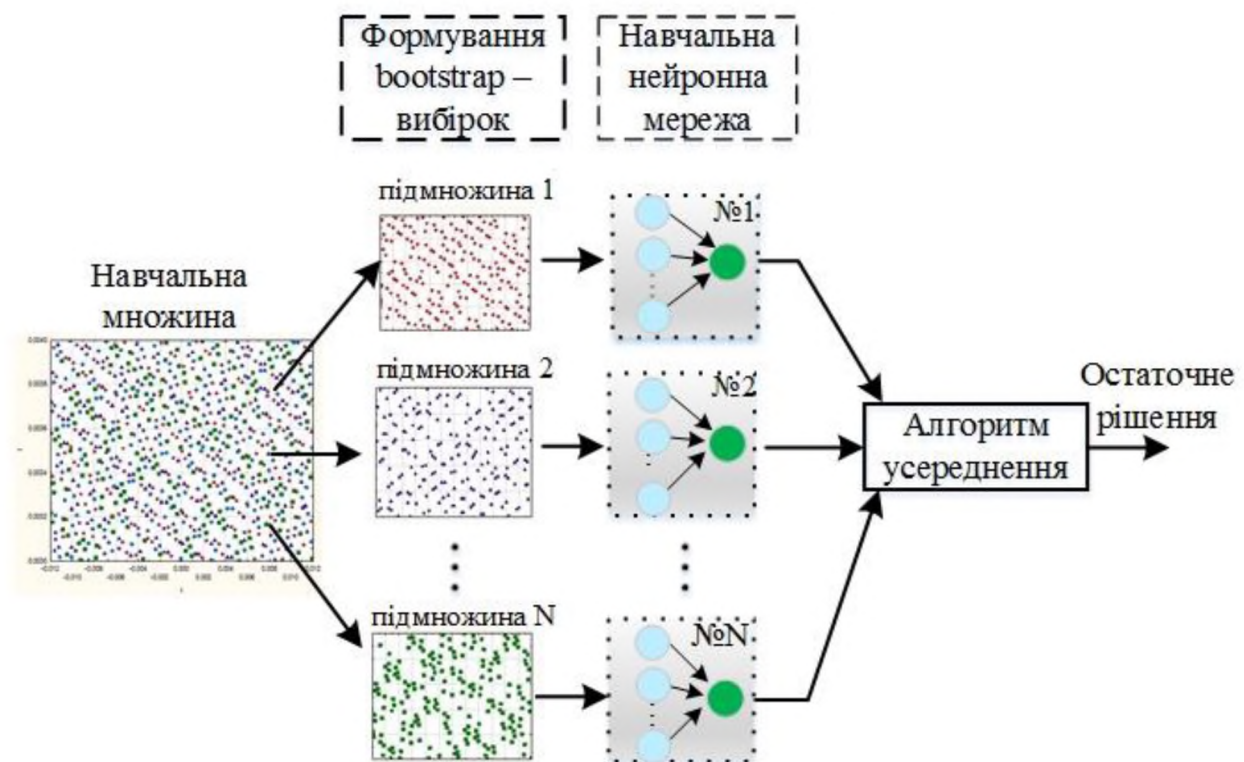


Рисунок 1.32 - Структурна схема процедури беггінга

Результати функціонування отриманих алгоритмів поєднуються в композицію за допомогою простого або зваженого середнього. Похибка визначається відносно фіксованої множини прикладів навчання.

Основним недоліком такого методу формування вибірок є те, що отримані підмножини даних залежні, оскільки формуються із однієї множини вихідних даних, хоча і відрізняються одна від одної.

Альтернативні методи побудови ансамблів НМ для задач регресії розроблені на основі бустінга і отримали назву адитивної регресії та стекінг (stacking) [86]. Спосіб створення стекінг-метамodelей використовується коли в якості нейромереж застосовано різноманітні їх поєднання: багатошаровий персептрон, мережа Хопфілда, сігма-пі мережа та інші (рис.1.33).

Тобто в цьому випадку використовується декілька алгоритмів, що приймають рішення, і зазвичай процедура полягає в визначенні компетентності кожного алгоритму та виборі кращого із них, який і буде надалі використовуватися для прийняття рішень. На відміну від звичайного підходу, в стекінгу використовується концепція метанавчання, яка дозволяє виявити кращу комбінацію виходів базових моделей. Метанавчання передбачає створення декількох рівнів, так на рівні А застосовуються базові мережі, потім на вхід метамodelі (рівень В) подаються результати виходів із попереднього рівня.

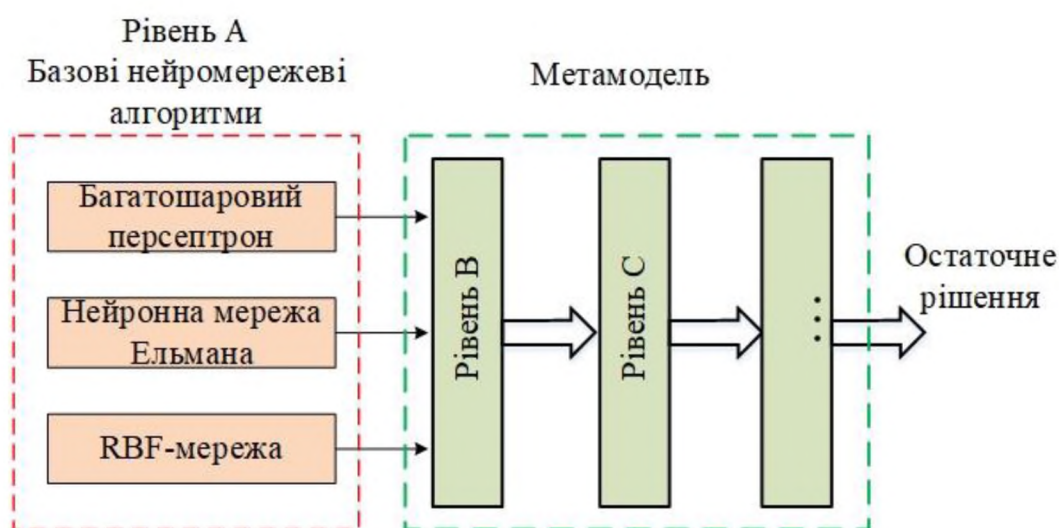


Рисунок 1.33 - Структурна схема стекінга

Процес продовжується до тих пір, доки не буде виконана умова припинення роботи алгоритму, а саме досягнення необхідної заданої точності або використання всіх можливих обчислювальних ресурсів

[86]. Основним недоліком моделі стекінга є те, що зі збільшенням рівнів метамоделі швидко зменшуються обчислювальні ресурси.

Зрештою розглянемо основні принципи побудови та функціонування адитивних регресійних метамоделей. Поняття «адитивна регресія» відноситься до будь-яких методів, що засновані на комбінуванні (додаванні) вкладів від декількох регресійних моделей. Ідея адитивної регресії полягає в прямому східчастому моделюванні (forward stagewise additive modeling), основні етапи виконання якого наступні [86, 89]: побудова звичайної регресійної моделі; розрахунок похибки (залишків), отриманої на навчальній множині; мінімізація залишків за допомогою другої моделі, для чого початкові цільові значення замінюються відповідними залишками перед навчанням другої моделі; повторення процесу доти, поки не буде досягнуто необхідної точності остаточної регресійної моделі.

Так в роботах [89, 90] для регресії з метою удосконалення нейромережевого рішення використана адитивна парадигма побудови мережі. Отримана перша НМ використовується для навчання другої, де на етапі навчання застосовується абсолютна похибка апроксимації, яка є результатом обчислень із урахуванням побудованої першої мережі. Дана процедура повторюється додаванням необхідної кількості НМ до тих пір, поки не буде отримано задовільне значення відносної похибки апроксимації  $MARE, \%$ . Така побудова НМ дає поступове зменшення похибки апроксимації від мережі до мережі (рис.1.34).

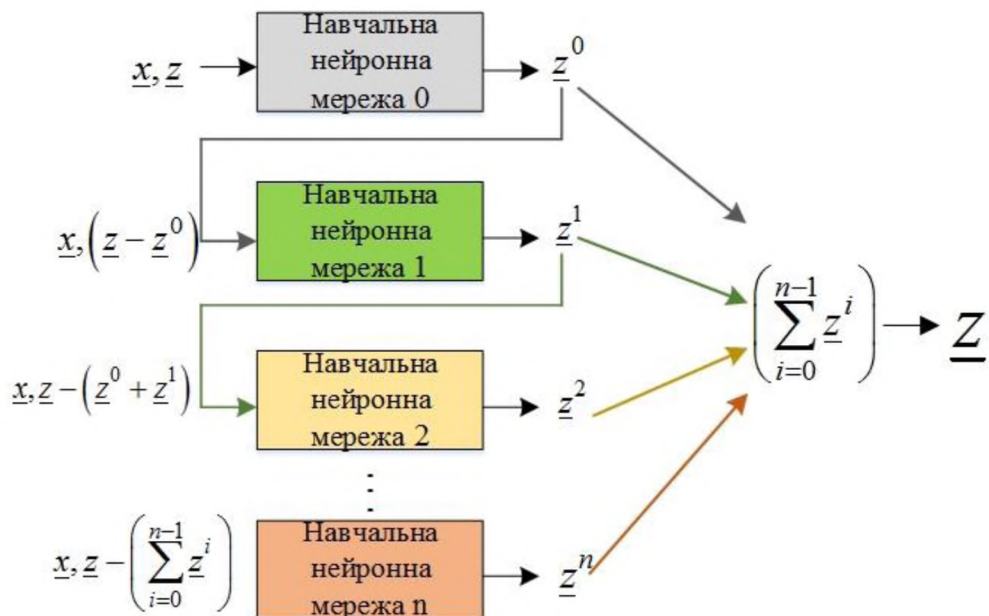


Рисунок 1.34 - Схема побудови адитивної регресійної нейромережевої метамоделі

Тобто кожна наступна додана НМ апроксимує поверхню похибки. Загальний відгук поверхні  $Z$  отримується додаванням відгуків від кожного виходу  $(z^0, z^1, \dots, z^n)$  нейронних мереж. Необхідна кількість каскадів визначається отриманим значенням  $MAPE, \%$ . Їх нарощування припиняється, коли похибка при додаванні наступного каскаду зменшується до наперед заданого значення.

Підхід із декомпозиції області пошуку досить часто використовується в задачах побудови сурогатних моделей, а саме коли необхідно отримати високу їх точність та в умовах наявності суттєвої просторової неоднорідності апроксимаційної залежності [66]. Тобто простір пошуку розбивається на декілька підобластей, далі вирішуються задачі побудови апроксимації в кожній окремій підобласті, після чого кінцева сурогатна модель будується за допомогою «зшивання» складових частин. Така декомпозиція простору пошуку на підобласті за значеннями виходів корисна не тільки для випадку, коли є різні вимоги до точності сурогатної моделі в різних локаціях простору пошуку. Дана техніка також має сенс у ситуаціях, коли в деяких підобластях мінливість функції суттєво менша ніж у всьому просторі пошуку. Тобто, якщо побудувати завершальну апроксимацію «зшиванням» часткових апроксимацій, то вдається отримати більш точну сурогатну модель у порівнянні із глобальною сурогатною моделлю, побудованою одразу для всього простору пошуку [66].

Будь-які утворені структури НМ-метамodelей потребують обов'язкового оцінювання адекватності та інформативності за комплексом статистичних показників, серед яких коефіцієнт детермінації  $R^2$ , відношення стандартних відхилень  $S.D.ratio$ ; середня відносна величина модельної похибки  $MAPE, \%$ , сума квадратів залишків  $SS_R$ , середній квадрат залишків  $MS_R$ . Також з цією метою використовують графічний аналіз залишків у вигляді гістограми та діаграми розсіювання значень для «точної» моделі  $Y$  та побудованої метамodelі  $\hat{Y}$  [91].

Створення МГУА-метамodelей засновано на сортуванні поступово ускладнених варіантів моделей із вибором їх оптимальної структури [92, 93]. Даний метод має переваги, коли відсутня або майже відсутня апріорна інформація про структуру моделі і розподіл її параметрів.

Ідея методу полягає в формуванні за даними вибірки деякої множини моделей  $\hat{y}_f$  різноманітної структури, що мають наступний вигляд:

$$\hat{y}_f = f(X, \hat{\theta}_f), \quad (1.15)$$

де  $X$  - матриця значень змінних, що утворює вибірку спостережень;  
 $\hat{\theta}_f$  - оцінка параметрів моделі.

Далі із отриманої множини моделей  $\hat{y}_f$  визначається оптимальна модель  $f^*$  за критерієм мінімуму оцінки якості моделі  $C$ :

$$f^* = \arg \min C(y, \hat{y}_f), \quad (1.16)$$

де  $y$  - вектор вихідних значень у вибірці даних.

Оцінки параметрів для кожної моделі є також рішенням ще однієї екстремальної задачі. Зв'язок між вхідними і вихідними змінними описується у вигляді функціонального ряду Вольтерра, дискретним аналогом якого є узагальнений поліном Колмогорова-Габор:

$$\begin{aligned} \hat{y}_f = & a_0 + \sum_{i=1}^n a_i \cdot x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_i \cdot x_j + \\ & + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} \cdot x_i \cdot x_j \cdot x_k, \end{aligned} \quad (1.17)$$

де  $a_0, a_i, a_{ij}, a_{ijk}$  - коефіцієнти поліному;

$x_i, x_j, x_k$  - вхідні змінні;

$n$  - кількість вхідних змінних.

Існує чотири базових алгоритми МГУА та велика кількість їх модифікацій: СОМВІ - комбінаторний алгоритм, МУЛТІ - комбінаторно-селекційний алгоритм, МІА - багаторядний ітеративний алгоритм, РІА - релаксаційний ітеративний алгоритм. Всі базові алгоритми є багаторядними. В кожному ряді може знаходитися декілька моделей, які характеризуються однаковим рівнем складності. Алгоритми відрізняються між собою умовами формування і відбору змінних при переході від одного ряду до іншого.

Ідея СОМВІ полягає в використанні всіх можливих моделей без їх пропуску, саме тому на кожному рівні складності розглядаються всі моделі і не проводиться селекція кращих комбінацій змінних. Проте

його практичне застосування обмежено задачами з невеликою кількістю ознак  $n$ , оскільки кількість можливих комбінацій експоненціально збільшується зі збільшенням кількості змінних моделей. Тому в даному алгоритмі кількість змінних обмежена  $n = 20$ .

Ідея алгоритму MULTI зменшити кількість моделей, що розглядаються в кожному ряді без втрати кращої комбінації змінних. На кожному рівні складності відбирається фіксована кількість кращих поєднань змінних моделі, а потім кращі поєднання комбінуються із всіма іншими змінними по черзі при переході на наступний рівень.

Алгоритм MIA реалізує ідею зменшення кількості моделей, які розглядаються в кожному ряді зі зменшенням кількості рядів, що дозволяє прискорити забезпечення оптимального рівня складності. На кожному ряді відбирається фіксована кількість кращих моделей, а потім кожна пара цих кращих моделей породжує нову змінну при переході на наступний рівень. Кількість кращих моделей та функцію перетворення необхідно задавати апіорі. Попри високу продуктивність даний алгоритм здатен пропускати оптимальні рішення та при збільшенні кількості рядів характеризується різким ускладненням моделі, тоді як значення зовнішнього критерію якості при цьому зменшується несуттєво.

Серед основних переваг алгоритму МГУА [94, 95] можна виділити, те що з його допомогою для коротких, неточних або зашумлених даних може бути знайдена оптимальна нефізична модель. При цьому точність і структура такої моделі є прийнятними для подальшого застосування. Принциповим недоліком таких параметричних алгоритмів МГУА є необхідність оцінювання параметрів результуючої моделі, які можуть бути зміщеними; додаткові затрати часу на пошук ефективного виду моделі.

Також для задач нелінійної регресії використовується потужна і універсальна модель машинного навчання - так званий метод опорних векторів SVM (support vector machine) [96].

Цей метод передбачає створення набору гіперплощин в багатовимірному або нескінченному просторі, які використовуються для розв'язання задач регресії. Алгоритм SVM спочатку розроблявся для лінійної і нелінійної класифікації. Частіше за все використовується модель із застосуванням класу SVR з бібліотеки Scikit-Learn, яка підтримує ядровий трюк (kernel trick) і дозволяє керувати балансом між шириною смуги поміж класами та обмеженням кількості порушень зазору, використовуючи гіперпараметр  $C$ . Ядровий трюк передбачає додавання додаткових поліноміальних ознак до набору даних, що робить можливим реалізацію нелінійної класифікації в результаті



переходу до нового простору ознак. На практиці використовуються поліноміальні і гаусівські ядра.

Безпосередньо для задач регресії використовується параметрично редукована (kernelized) модель SVM. При застосуванні SVM-методом застосовується ефективний математичний прийом. Його ідея полягає в інвертуванні мети: замість спроби пристосуватися до найширшої із можливих смуг між класами, одночасно обмежуючи порушення зазору, регресія SVM намагається помістити якомога більше зразків даних на смузі разом з обмеженням порушення зазору (тобто зразків поза смугою). Ширина смуги керується гіперпараметром  $\varepsilon$ . Розповсюджений підхід з пошуку доцільних значень гіперпараметрів полягає у використанні пошуку на ґратці. Метод SVM найкраще підходить для невеликого і середнього наборів даних. На великих навчальних вибірках даний метод апроксимації характеризується великими обчислювальними затратами.

В роботі [97] детально розглянуто методи створення метамоделей та виділено найперспективніші із них для використання при оптимальному сурогатному синтезі ВСП.

### Список використаних джерел до глави 1

1. Герасимов В.Г. Неразрушающий контроль качества изделий электромагнитными методами. - М.: Энергия, 1978. - 216 с.
2. Стеблев Ю.И. Синтез возбуждающих полей вихретоковых преобразователей для контроля локально неоднородных изделий и сред // Дефектоскопия. - 1988. - № 5. - С. 47-56.
3. Стеблев Ю.И. Синтез заданных характеристик вихретоковых преобразователей // Дефектоскопия. - 1984. - № 11. - С. 12-20.
4. Стеблев Ю.И. Синтез вихретоковых преобразователей с заданной структурой возбуждающего поля в зоне контроля // Дефектоскопия. - 1986. - № 4. - С. 58-64.
5. Гальченко В.Я., Павлов О.К., Воробйов М.О. Нелінійний синтез магнітних полів збудження вихрострумових перетворювачів дефектоскопів // Методи і прилади контролю якості. - 2002. - № 8. – С. 3–5.
6. Гальченко В.Я., Воробьев М.А. Структурный синтез накладных вихретоковых преобразователей с заданным распределением зондирующего поля в зоне контроля // Дефектоскопия. - 2005. - № 1. - С. 40–46.
7. Rosado L.S., Gonzalez J.C., Santos T.G., Ramos P.M., Piedade M. Geometric optimization of a differential planar eddy currents probe

for non-destructive testing // Sensors and Actuators A: Physical. - 2013. - V. 197. - P. 96-105.

8. Su Z., Efremov A., Safdarnejad M., Tamburrino A., Udpa L., Udpa S. Optimization of coil design for near uniform interrogating field generation// AIP Conference Proceedings. - 2015. - V. 1650. - P. 405–413.

9. Su Z., Ye C., Tamburrino A., Udpa L., Udpa S. Optimization of coil design for eddy current testing of multi-layer structures // International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics. - 2016. - V. 52. - № 1-2. - P. 315-322.

10. Liu Z., Yao J., He C., Li Z., Liu X., Wu B. Development of a bidirectional-excitation eddy-current sensor with magnetic shielding: Detection of subsurface defects in stainless steel // IEEE Sensors J. - 2018. - V. 18. - № 15. - P. 6203-6216.

11. Repelianto A.S., Kasai N., Sekino K., Matsunaga M. A Uniform Eddy Current Probe with a Double-Excitation Coil for Flaw Detection on Aluminium Plates// Metals. - 2019. - № 9. - Article № 1116.

12. Ye C., Udpa L., Udpa S. Optimization and Validation of Rotating Current Excitation with GMR Array Sensors for Riveted Structures Inspection // Sensors. - 2016. - V. 16. - №. 9. - Article № 1512.

13. Rekanos I.T., Antonopoulos C.S., Tsiboukis T.D. Shape design of cylindrical probe coils for the induction of specified eddy current distributions // IEEE Trans. Magnetics. - 1999. - V. 35. - №. 3. - P. 1797-1800.

14. Repelianto A.S., Kasai N. The improvement of flaw detection by the configuration of uniform eddy current probes // Sensors. - 2019. - V. 19. - № 2. - Article № 397.

15. Ribeiro A.L., Ramos H.G., Postolache O. A simple forward direct problem solver for eddy current non-destructive inspection of aluminum plates using uniform field probes // Measurement. - 2012. - V. 45. - №. 2. - P. 213-217.

16. Ribeiro A.L., Pasadas D., Ramos H.G., Rocha T. Using Excitation Invariance in the Characterization of Defects by Eddy Current Image Constructions // Procedia Engineering. - 2014. - V. 86. - P. 440-451.

17. Postolache O., Ribeiro A.L., Ramos H. Induction defectoscope based on uniform eddy current probe with GMR // Proc. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conf. - 2010. - V. 1. - P. 1278-1283.

18. Postolache O., Ribeiro A.L., Ramos H. Uniform eddy current probe based on GMR sensor array and image processing for NDT // Instrumentation and Measurement Technology Conference (12MTC): 2012 IEEE International. - 2012. - P. 458-463.

19. Postolache O., Ribeiro A.L., Ramos H. A novel uniform eddy current probe with GMR for non destructive testing applications // Proc. Conf. on Telecommunications - ConfTele. – 2011. - V. 1. - P. 5-9.

20. Postolache O., Lopes A., Ramos H.G. GMR array uniform eddy current probe for defect detection in conductive specimens // Measurement. - 2013. - V. 46. - P. 4369–4378.

21. Hoshikawa H., Koyama K. Uniform Eddy Current Probe with Little Disrupting Noise // Review of Progress in Quantitative Nondestructive Testing. - 1998. - V. 17. - P. 1059-1066.

22. Hoshikawa H., Koyama K., Mitsuhashi S. Eddy Current and Magnetic Testing of Magnetic Material by Uniform Eddy Current Probe // Review of Quantitative Nondestructive Evaluation. - 2005. - V. 24. - P. 494-501.

23. Li Y., Ren S., Yan B., Zainal A.I.M., Wang Y. Imaging of Subsurface Corrosion Using Gradient-Field Pulsed Eddy Current Probes with Uniform Field Excitation // Sensors. - 2017. – V. 17. - Article № 1747.

24. Su Z., Rosell A., Udpa L. Model-based study for evaluating the sensitivity of eddy current GMR probe inspection of multilayer structures // AIP Conf. Proc. - 2017. – V. 1806. - № 1. - Article № 110016-1-8.

25. Hashimoto M., Kosaka D., Ooshima K., Nagata Y. Numerical analysis of eddy current testing for tubes using uniform eddy current distribution // Int. J. Appl. Electromagn. Mech. - 2001/2002. - V. 14. - P. 95-99.

26. Janousek J. Effect of exciting system configuration on eddy currents distribution in non-destructive evaluation of materials // Przeglad Elektrotechniczny. - 2013. – V. 89 (3A). - P. 256-258.

27. Janousek L., Chen Z., Yusa N., Miya K. Excitation with phase shifted fields-enhancing evaluation of deep cracks in eddy-current testing // NDT & E Int. - 2005. - V. 38. - P. 508-515.

28. Ramos H.G., Rocha T., Pasadas D., Ribeiro A.L. Determination of linear defect depths from eddy currents disturbances // Proc. 40th Annu. Rev. Progr. Quant. Nondestruct. Eval. AIP Conf. - 2014. - P. 1448-1455.

29. Chen G., Zhang W., Pang W. Koch Curve Fractal Geometry Excitation Probe for Eddy Current Non-Destructive Testing // Measurement. - 2018. - V. 124. - P. 470–478.

30. Koyama K., Hoshikawa H., Mito Y. Surface Flaw Testing of Weld Zone by Uniform Eddy Current Probe // J. Jpn. Soc. Non-Destruct. Insp. - 2006. – V. 60. - P. 275–282.

31. Huang L., Zou J., Zhang J., Zhou Y., Deng F. A novel rectangular vertical probe with a conductive shell for eddy current testing

// Int. J. of Applied Electromagnetics and Mechanics.- 2019. - V. 62. - №. 1. - P. 191-205.

32. Halchenko V.Ya., Trembovetskaya R.V., Tychkov V.V. Surface eddy current probes: excitation systems of the optimal electromagnetic field (review) // Devices and Methods of Measurements. - 2020. – V. 11. - № 1. - P. 42-52.

33. Gal'chenko V.Ya., Vorob'ev M.A. Structural synthesis of attachable eddy-current probes with a given distribution of the probing field in the test zone // Russian Journal of Nondestructive Testing. - 2005. – V. 41. - № 1. - P. 29–33.

34. Норенков И.П. Основы автоматического проектирования. Москва: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2002. - 336 с.

35. Норенков И.П. Автоматизированное проектирование. Учебник. Серия: Информатика в техническом университете. Москва: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2000. - 188 с.

36. Ли К. Основы САПР (CAD/CAV/CAE). Санкт-Петербург: Питер, 2006. - 580 с.

37. Корячко В.П., Курейгин В.М., Норенков И.П. Теоретические основы САПР. Москва: Энергоатомиздат, 1987. - 400 с.

38. Андронов С.А. Методы оптимального проектирования. Санкт-Петербург: СПбГУАП, 2001. - 168 с.

39. Аветисян Д.А. Автоматизация проектирования электротехнических систем и устройств. Москва: Высшая школа, 2005. - 511 с.

40. Свирщева Э.А. Структурный синтез неизоморфных систем с однородными компонентами. Харьков: ХТУРЕ, 1998. - 256 с.

41. Черноруцкий И.Г. Оптимальный параметрический синтез. Ленинград: Энергоатомиздат, 1987. - 128 с.

42. Тихонов А.Н., Арсенин В.Я. Методы решения некорректных задач. Москва: Наука, 1986. - 288 с.

43. Тихонов А.Н., Гончарский А.В., Степанов В.В., Ягола А.Г. Численные методы решения некорректных задач. Москва: Наука, 1990. - 230 с.

44. Охріменко М.Г., Фартушний І.Д., Кулик А.Б. Некоректно поставлені задачі та методи їх розв'язування. Київ: НТУУ «КПІ», 2014. - 228 с.

45. Кабанихин С.И. Обратные и некорректные задачи. Новосибирск: Сибирское научное издательство, 2008. - 457 с.

46. Ягола А.Г., Степанова И.Э., Титаренко В.Н. Обратные задачи и методы их решения. Приложения к геофизике. Москва: БИНОМ. Лаб. знаний, 2014. - 216 с.

47. Петров Ю.П., Сизиков В.С. Корректные, некорректные и промежуточные задачи с приложениями. Санкт-Петербург: Политехника, 2003. - 261 с.
48. Васин В.В., Агеев А.Л. Некорректные задачи с априорной информацией. Екатеринбург: Наука, 1993. - 263 с.
49. Сумин М.И. Некорректные задачи и методы их решения. Нижний Новгород: НГУ, 2009. - 288 с.
50. Тихонов А.Н., Леонов А.С., Ягола А.Г. Нелинейные некорректные задачи. М.: Наука, 1995. - 312 с.
51. Qi-Nian J., Zong-Yi H. On the choice of the regularization parameter for ordinary and iterated Tikhonov regularization of nonlinear ill-posed problems // *Inverse Problems*. - 1997. - № 13. - P. 815-827.
52. Танана В.П., Боков А.В. Регуляризация нелинейных операторных уравнений // *Известия Челябинского научного центра*. - 2003. - т. 18. - № 1. С. 6-8.
53. Liu F., Nashed M.Z. Tikhonov regularization of nonlinear ill-posed problems with closed operators in Hilbert scales // *Journal of Inverse and Ill-posed Problems*. - 1997. V. 5. - № 4. - P. 363-376.
54. Алифанов О.М., Артюхин Е.А., Румянцев С.В. Экстремальные методы решения некорректных задач. Москва: Наука, 1988. - 287 с.
55. Бакушинский А.Б., Гончарский А.В. Некорректные задачи. Численные методы и приложения. Москва: МГУ, 1989. - 1999 с.
56. Engl H.W., Hanke M., Neubauer A. *Regularization of Inverse Problems*. Kluwer, 1996. - 319 p.
57. Kaltenbacher B., Neubauer A., Schertzer O. *Iterative Regularization Methods for Nonlinear Ill-posed Problems*. Walter de Gruyter & Co, 2008. - 202 p.
58. Kaipio J., Somersalo E. *Statistical and Computational Inverse Problems*. New York: Springer Verlag, 2004. - 340 p.
59. Самарский А.А., Вабищевич П.Н. Численные методы решения обратных задач математической физики. Москва: ЛКИ, 2009. - 480 с.
60. Жданов М.С. Теория обратных задач и регуляризации в геофизике. Москва: Научный мир, 2007. - 712 с.
61. Гальченко В.Я., Якимов А.Н. Популяционные метаэвристические алгоритмы оптимизации роом частиц: Учебное пособие. Черкассы: ФЛП Третьяков А.Н., 2015. - 160 с.
62. Скобцов Ю.А., Федоров Е.Е. Метаэвристики: монография. Донецк: Ноулидж, 2013. - 426 с.

63. Jiang P., Zhou Q., Shao X. Surrogate Model-Based Engineering Design and Optimization. Springer (Springer Tracts in Mechanical Engineering), 2020. - 240 p.

64. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. Оптимальне проектування вихрострумів перетворювачів та аналіз методів розв'язку нелінійних обернених задач // Прикладні питання математичного моделювання. – 2020. – Т. 3. – № 2.2. – С. 93-104.

65. Forrester A.I.J., Sobester A., Keane A.J., Engineering design via surrogate modelling: a practical guide. Chichester: Wiley, 2008. - 238 p.

66. Бурнаев Е.В., Приходько П.В. Методология построения суррогатных моделей для аппроксимации пространственно неоднородных функций // Труды МФТИ. - 2013. - т. 5. - № 4. - С. 122-132.

67. Глебов А.О., Карпов С.В., Карпушкин С.В. Методика оптимизации режимных и конструктивных характеристик нагревательной плиты вулканизационного пресса // Вестн. Тамб. гос. Техн. - 2013. - т. 19. - № 1. - С. 137-151.

68. Чубань М.А. Аппроксимация поверхности отклика для использования в процессе параметрического синтеза машиностроительных конструкций // Вестник Нац. техн. ун-та "ХПИ" : сб. науч. тр. Темат. вып. : Транспортное машиностроение. – Харьков : НТУ "ХПИ". - 2015. - т. 43. - № 1152. - С. 161-164.

69. Бурнаев Е.В., Ерофеев П., Зайцев А., Кононенко Д., Капушев Е. Суррогатное моделирование и оптимизация профиля крыла самолета на основе гауссовских процессов [Электронный ресурс]. URL: <http://itas2012.iitp.ru/pdf/1569602325.pdf>. Дата обращения: Ноябрь 04, 2015.

70. Garifullin M.R., Barabash A.V., Naumova E.A., Zhuvak O.V., Jokinen T., Heinisuo M. Surrogate modeling for initial rotational stiffness of welded tubular joints // Magazine of Civil Engineering. - 2016. - no. 3. - P. 53–76.

71. Koziel S., Echeverri'a-Ciaurri D., Leifsson L. Surrogate-based methods, in Computational Optimization Methods and Algorithms. Berlin: Springer-Verlag, 2011. - P. 33-59.

72. Радченко С.Г. Анализ методов моделирования сложных систем // Математичні машини і системи. - 2015. - № 4. - С. 123–127.

73. Friedman J. Multivariate adaptive regression splines (with discussion) // Annals of Statistics. - 1991. - no. 19. - P. 1–141.

74. Целых В.Р. Многомерные адаптивные регрессионные сплайны // Машинное обучение и анализ данных. - 2012. - т. 3. - № 1. - С. 272-278.

75. Беляев М.Г. Аппроксимация многомерных зависимостей по структурированным выборкам // Искусственный интеллект и принятие решений. - 2013. - № 3. - V. 24-39.

76. David J.C. MacKay. Information Theory, Inference and Learning Algorithms. Cambridge: Cambridge University Press. 2003. – 640 p.

77. Bilicz S., Lambert M., Gyimothy S., Pavo J. Solution of inverse problems in nondestructive testing by a kriging-based surrogate model // IEEE Transactions on Magnetics. - 2012. - vol. 48. - no. 2. – P. 495-498.

78. Бурнаев Е.В., Панов М., Кононенко Д., Коноваленко И. Сравнительный анализ процедур оптимизации на основе гауссовских процессов. [Электронный ресурс]. URL: <http://itas2012.iitp.ru/pdf/1569602385.pdf>. Дата обращения: Ноябрь 04, 2015.

79. Бурнаев Е.В., Панов М.Е., Зайцев А.А. Регрессия на основе нестационарных гауссовских процессов с байесовской регуляризацией // Информационные процессы. - 2015. - т. 15. - № 3. - С. 298–313.

80. Бурнаев Е.В., Ерофеев П.Д., Приходько П.В. Выделение главных направлений в задаче аппроксимации на основе гауссовских процессов // Труды МФТИ. - 2013. - т. 5. - № 3. - С. 24-35.

81. Fang H., Horstemeyer M.F. Global response approximation with radial basis functions // Engineering optimization. - 2006. - vol. 38. - no. 4. - P. 407–424.

82. Marchi S.De, Perracchiono E., Lectures on Radial Basis Functions. Preprint. 2018. - 112 p.

83. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс. (2-е изд.) Москва: Издательский дом «Вильямс». 2006. – 1104 с.

84. Афонин П.В. Система оптимизации на основе имитационного моделирования, генетического алгоритма и нейросетевых метамоделей // Межд. конф. Knowledge-Dialogue-Solutions, Varna. 2007. - С. 60-63.

85. Афонин П.В. Оптимизация моделей сложных систем на основе метаэвристических алгоритмов и нейронных сетей // Инженерный вестник: электронный научно-технический журнал. - 2016. - т. 11. - С. 508–516.

86. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. O'Reilly Media, 2019. - 510 p.

87. Duffy N., Helmbold D.P. Boosting Methods for Regression // Machine Learning. - 2002. - vol. 47. - P. 153–200.

88. Боровиков В.П. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных. М.: Горячая Линия – Телеком, 2008. – 392 с.

89. Beyer W., Liebscher M., Beer M., Graft W. Neural Network Based Response Surface. Methods – a Comparative Study. LS-DYNA Anwenderforum: Ulm. 2006. - P. 29-37.

90. Ковалевский С.В., Гитис В.Б., Аппроксимация функций с помощью каскадных нейроподобных сетей // Штучний інтелект. - 2008. - № 4. - С. 589-593.

91. Бринк Х., Ричардс Дж., Феверолф М. Машинное обучение. Спб.: Питер, 2017. - 336 с.

92. Ивахненко А.Г. Индуктивный метод самоорганизации моделей сложных систем. Киев: Наук. Думка, 1982. – 296 с.

93. Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A. The Review of Problems Solvable by Algorithms of the Group Method of Data Handling (GMDH) // International Journal of Pattern Recognition and Image Analysis: Advanced in Mathematical Theory and Application. - 1995. - vol. 5. - no. 4. - P. 527–535.

94. GMDH - General description of the GMDH. Retrieved from [http://www.gmdh.net/GMDH\\_abo.htm](http://www.gmdh.net/GMDH_abo.htm). 2014.

95. GMDH - Spectrum of the GMDH algorithms. Retrieved from [http://www.gmdh.net/GMDH\\_alg.htm](http://www.gmdh.net/GMDH_alg.htm). 2014.

96. Parrella F. Online support vector regression // Thesis Inf. Sci, Dept. of Inf. Sci. Univ. of Genoa, Italy, 2007. – 101 p.

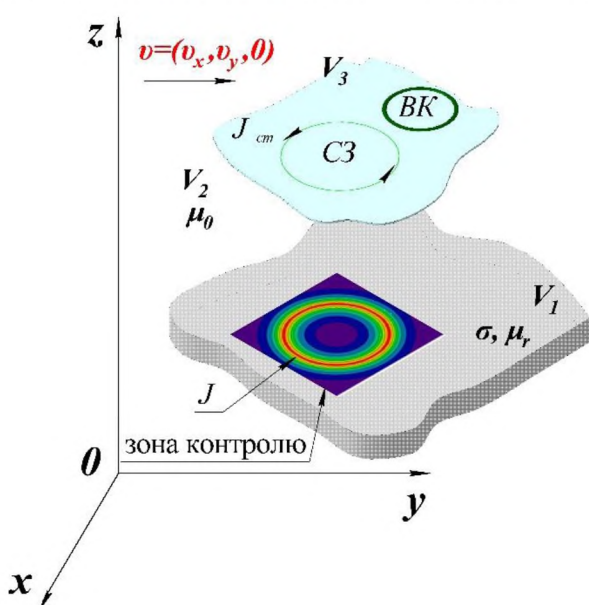
97. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В., Сторчак А.В. Методи створення метамodelей: стан питання // Вісник Вінницького політехнічного інституту. - 2020. – Т. 151. - № 4. - С. 74 – 88.



## ГЛАВА 2. СТВОРЕННЯ МЕТОДОЛОГІЇ СУРОГАТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО СИНТЕЗУ РУХОМИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ З ОДНОРІДНОЮ ЧУТЛИВІСТЮ В ЗОНІ КОНТРОЛЮ

### 2.1. Постановка проблеми оптимального синтезу рухомих вихрострумів перетворювачів із просторово-інваріантними полями збудження

Моделювання процесів контролю вихрострумів методом представлено на узагальненій схемі рис.2.1. Область  $V_1$  асоціюють з



ОК, який є струмопровідним, однорідним, ізотропним середовищем. ОК є нескінченної ширини, довжини та має кінцеву товщину  $d$ . Його швидкість  $\vec{v} = (v_x, v_y, 0)$  переміщення є сталою відносно ВСП. ОК має електрофізичні параметри  $\sigma$  та  $\mu_r$ .

Рисунок 2.1 - Постановка проблеми синтезу НВСП

Область  $V_2$  – немагнітне, непровідне середовище із магнітною проникністю вакууму  $\mu_0$ , тобто це повітряний простір, в якому розміщується ВСП.

Не втрачаючи загалу, для визначеності надалі розглядатимемо накладні ВСП, хоча всі ті ж самі тенденції є актуальними і для інших типів ВСП, зокрема прохідних. Область  $V_3$  асоціюють з накладним трансформаторним ВСП, який в свою чергу включає до складу СЗ та вимірювальну котушку (ВК). СЗ є джерелом електромагнітного поля із заданим змінним струмом збудження  $I$  круговою частотою  $\omega$  та густиною струму  $\vec{J}_{cm}$ . Вона може бути утворена витками зі струмом довільної форми. Частіше за все застосовують витки кругової та прямокутної форми, тобто рамкові СЗ.

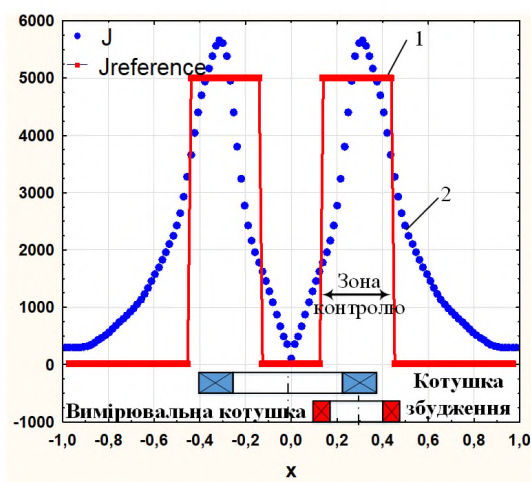
Задача опису взаємодії ЕМП із ОК формулюється для квазістационарного ЕМП, оскільки розглядуваний діапазон частот вихрострумової дефектоскопії та невеликі габаритні розміри досліджуваних виробів дозволяють знехтувати магнітним полем струмів змі-

щення всередині об'єктів та в навколишньому просторі. ВК ВСП розташована над зоною контролю в безпосередній близькості до ОК та може бути використана для реєстрації значень ЕРС, що індукована результуючим електромагнітним полем, створеним в результаті взаємодії поля збудження та інформаційного поля вихрових струмів  $J$ .

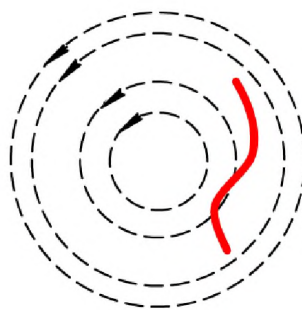
Для впевненого виявлення дефектів і визначення їх геометричних параметрів засобами вихрострумової дефектоскопії важливо забезпечити в зоні контролю просторово-інваріантне поле збудження, а у випадку рухомого перетворювача однорідний розподіл ГВС (рис.2.2 а, графік 1). Такий розподіл забезпечує однорідну чутливість до дефектів суцільності та локальної структури всіх орієнтацій у просторі незалежно від відносного їх розташування до вимірювальної котушки перетворювача.

Важливо також досягнути однорідної чутливості ВСП, які не тільки нерухомі відносно ОК чи переміщуються з невеликою швидкістю, коли ефектом виникнення струмів перенесення можна знехтувати, але й для рухомих перетворювачів.

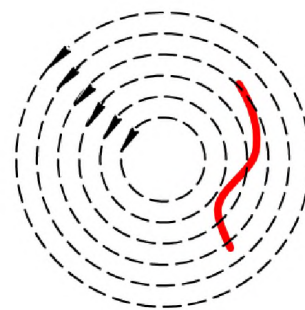
Класичним ВСП властивий характерний нерівномірний розподіл ГВС в ОК, який залежить від геометричних, електромагнітних параметрів та взаємного розташування його СЗ відносно контрольованої поверхні. В ВСП ГВС максимальна в поверхневому шарі струмопровідного об'єкта та зменшується при віддаленні від витків котушки збудження вздовж поверхні (рис.2.2 а, графік 2) і в глибших шарах за експоненціальним законом.



а



б



в

Рисунок 2.2 - Особливості ВСП: а – рівномірний розподіл ГВС 1; розподіл ГВС, притаманний класичним конструкціям перетворювачів 2; б – неоднорідний розподіл ГВС; в – однорідний розподіл ГВС

Цей недолік ще більше проявляється, коли ОК і перетворювач рухаються один відносно іншого, оскільки в такому випадку додатковий вплив вносить струм перенесення. Тобто якість виявлення дефектів вихрострумовим методом при такому неоднорідному розподілі ГВС (рис.2.2 а) залежить від розташування збуджувальної котушки відносно ОК і суттєво впливає на чутливість методу. Для ефективного розв'язку задач дефектометрії такою ідеальною характеристикою є рівномірність в зоні контролю та нульова за її границями (рис.2.2, графік 1). Саме вона забезпечує інваріантний сигнал перетворювача на дефект, як би він не розташовувався в зоні контролю, що не створює додаткових перешкод для його ідентифікації та є необхідною умовою її проведення.

Намагання реалізації близького до ідеального розподілу ГВС призвело до появи розмаїття конструкцій ВСП з більш доскональними СЗ, детальний аналіз яких розглянуто в главі 1. Де узагальнено та систематизовано накопичений досвід, а також результати теоретичних досліджень, присвячені проблемі проектування ВСП з рівномірною чутливістю в зоні контролю, обумовленої однорідним розподілом густини індукованих струмів, що протікають в об'єкті. Забезпечення цієї умови значно покращує можливості визначення форми дефектів при контролі об'єктів, їх допустимих геометричних розмірів, наявних локальних структурних відхилень матеріалу. Сучасні підходи реалізації апріорі заданих характеристик перетворювачів передбачають використання процедур оптимального синтезу їх конструкцій, зокрема СЗ [1, 2], на етапі проектування.

Зазвичай при проектуванні виконується структурний та параметричний синтез конструкції об'єкта [3-9]. Внаслідок суттєвих проблем з формалізацією структурний синтез реалізувати значно складніше, тому в конструкторській практиці частіше застосовується процедура параметричного синтезу [10, 7]. Зазначимо, що під структурним синтезом будемо розуміти визначення переліку різнотипних в загальному випадку компонентів (секцій котушки), які є складовими об'єкту (СЗ перетворювача) та забезпечують найкраще їх поєднання, а також схему взаємодії між ними (узгоджене або зустрічне включення за полем), виходячи із природи фізичного зв'язку [3, 4]. Оптимальний параметричний синтез полягає в визначенні найкращих значень параметрів для вибраної на попередньому етапі структури системи збудження перетворювача із врахуванням усіх вимог до неї, зокрема щодо забезпечення заданого розподілу ГВС в ОК [5, 6].

Система збудження ВСП уявляє собою сукупність окремих секцій котушки, включених послідовно-узгоджено або послідовно-зустрічно «за полем» та розмішених в одній площині (планарна структура), в просторі (об'ємна структура) чи в гібридному змішаному варіанті (гібридна структура) (рис.2.3) [11].

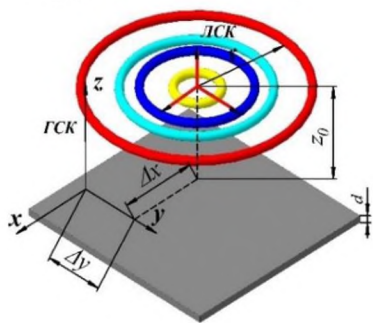
Систему котушок із різноманітним розташуванням котушок відносно ОК та відповідною схемою живлення надалі будемо називати структурою збудження. Серед можливих конструкцій СЗ виділяють гомогенні та гетерогенні структури збудження ВСП (рис.2.3). Гомогенні структури містять систему тільки кругових витків із радіусами  $r_i$  (рис.2.3 а), або тільки систему витків у вигляді рамок розмірами  $a \times b$  із різним розташуванням відносно ОК (рис.2.3 б, в). Наприклад, рамка розташована паралельно до ОК (рис.2.3 б) або перпендикулярно (рис.2.3 г). Тоді як гетерогенні структури складаються із різних типів витків, як кругових, так і рамкових та різноманітного їх розташування один відносно іншого (рис.2.3 г).

Тобто існує розмаїття варіантів структур СЗ, причому інтуїтивно не можна віддати перевагу ні одній із них. Кожен варіант СЗ потребує ретельного дослідження з точки зору можливості забезпечення апріорі заданого однорідного розподілу ГВС в зоні контролю об'єкта.

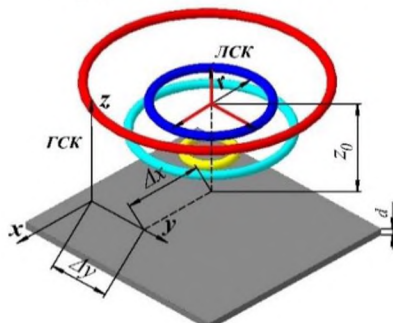
Застосуванням гомогенних та гетерогенних структур збудження із відповідною схемою включення досягається зменшення неоднорідності розподілу ГВС та збільшення чутливості вихрострумовевого методу контролю. У результаті ці структури генерують максимально наближений до ідеального однорідний розподіл ГВС в ОК. Для розв'язку таких обернених задач електродинаміки в загальному випадку необхідно мати «точну» математичну модель для розрахунку ГВС в залежності від електрофізичних параметрів об'єкту, частоти струму збудження, геометрії ОК та перетворювача [11, 12]. Тоді задача синтезу може бути зведена до оптимізаційної, розв'язком якої є параметри СЗ перетворювача, що забезпечують апріорі заданий розподіл ГВС в зоні контролю.

Отже, технічні та електричні характеристики системи збудження, а відповідно її секцій, отримуються в результаті розв'язку оберненої задачі електродинаміки відносно цих параметрів, вхідними даними для якої є бажаний, апріорі заданий, розподіл вихрових струмів в об'єкті, що забезпечує однорідну, тобто рівномірну, чутливість перетворювачів в зоні контролю.

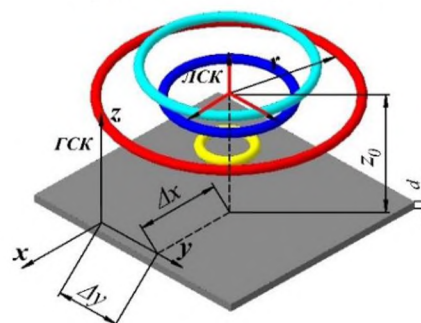
Кругова планарна



Кругова об'ємна

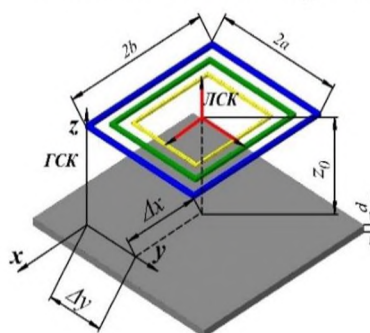


Кругова гібридна

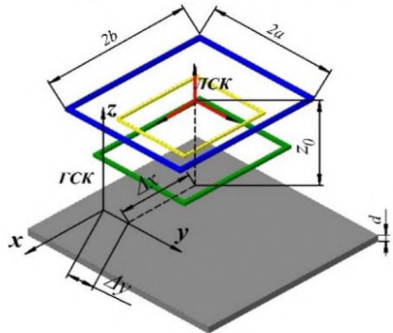


а

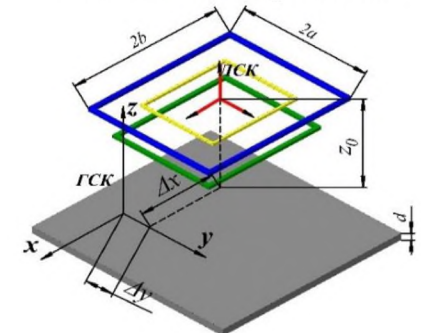
Рамкова планарна



Рамкова об'ємна

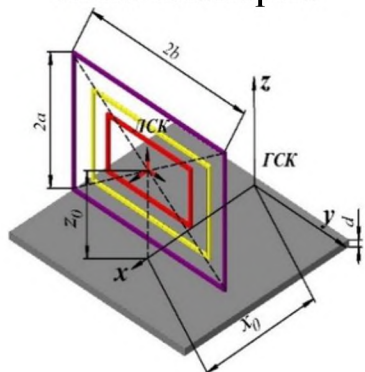


Рамкова гібридна

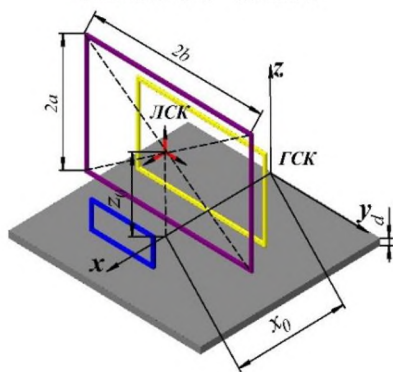


б

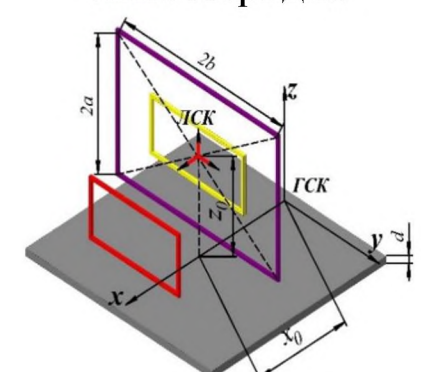
Рамкова тангенціальна планарна



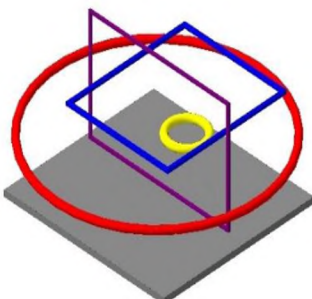
Рамкова тангенціальна об'ємна



Рамкова тангенціальна гібридна



в



г

Рисунок 2.3 - Гомогенні та гетерогенні конструкції СЗ ВСП:

а – гомогенні структури СЗ із кругових витків;

б, в – гомогенні структури СЗ із витків у вигляді рамок;

г – гетерогенна структура СЗ

Застосування технології сурогатної оптимізації дозволяє розв'язувати задачі оптимального синтезу з використанням метамоделей ВСП, які характеризуються високою обчислювальною продуктивністю [13-19]. Тому створення апроксимаційних моделей (метамоделей) ВСП (рис.2.3), що з прийнятною точністю відтворюють багатовимірні в загальному випадку поверхні відгуку, є дуже важливим етапом методу сурогатної оптимізації, який визначає в кінцевому результаті успішність синтезу апіорі заданого однорідного розподілу ГВС в зоні контролю об'єкта [19-22, 11].

Отже, необхідно створити теоретичні засади єдиної методології та на її основі низки методів, які дозволяють здійснювати сурогатний оптимальний синтез всього класу рухомих ВСП із однорідною чутливістю в зоні контролю, що забезпечується однорідним розподілом ГВС в ОК.

## 2.2. Розв'язок прямої електродинамічної задачі щодо взаємодії електромагнітного поля збудження з об'єктом контролю з урахуванням ефекту швидкості

Загальна теоретична модель, яка описує процес взаємодії ЕМП із електропровідними об'єктами контролю, будується на основоположних диференціальних рівняннях Максвелла.

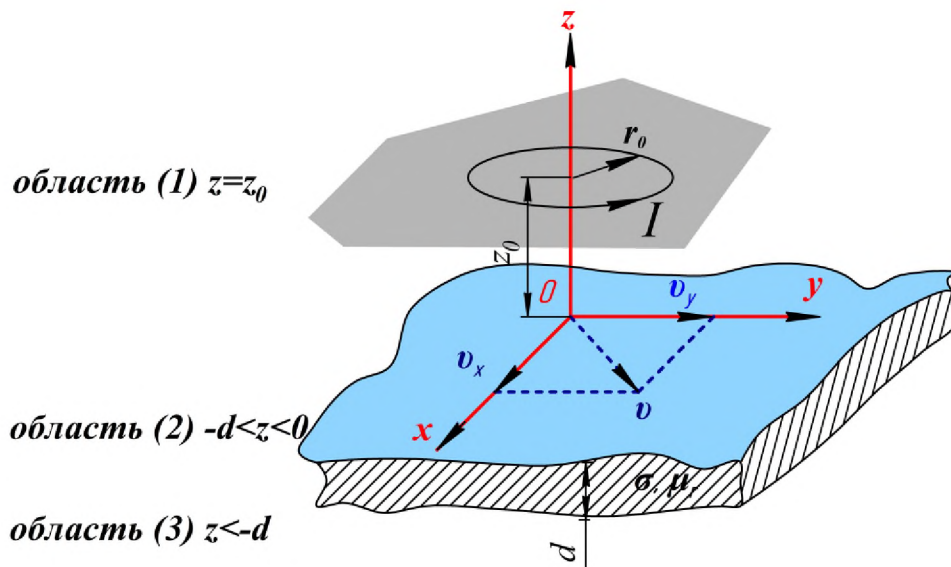


Рисунок 2.4 - Геометрична модель ВСП, що представлений рухомих витком СЗ

Математична модель СЗ із одинарного витка ВСП, розроблена дослідниками і наведена в роботах [23-29], дозволяє визначити розподіл ГВС в ОК за наступних припущень:

- середовище є лінійним, однорідним, ізотропним;
- ОК є рухомим, струмопровідним, нескінченної площі та має кінцеву товщину  $d$ ;
- виток збуджується змінним струмом  $I$  круговою частотою  $\omega$ ;
- провідник джерела збудження є нескінченно тонким;
- електрична провідність  $\sigma$ , відносна магнітна проникність  $\mu_r$  і вектор швидкості руху  $\vec{v} = (v_x, v_y, 0)$  є сталими;

- ЕМП є квазістаціонарним, тобто струмом зміщення нехтують у порівнянні із струмом провідності внаслідок значно меншої швидкості сканування в порівнянні зі швидкістю світла.

Розв'язок диференціальних рівнянь знаходиться при зазначених припущеннях та граничних умовах: тангенціальні складові  $H$  і нормальні складові  $B$  на границях розділу середовищ 1 (повітря) і 2 (середовище ОК) неперервні:

$$H_{1t} = H_{2t}, \quad B_{1n} = B_{2n}.$$

Тоді для квазістаціонарного спрощення представлення ЕМП рівняння Максвелла, що доповнені умовою неперервності струму, мають вигляд [30, 31]:

$$\begin{aligned} \nabla \times \vec{H} &= \vec{J}, \\ \nabla \times \vec{E} &= -\frac{\partial \vec{B}}{\partial t}, \\ \nabla \cdot \vec{B} &= 0, \\ \nabla \cdot \vec{J} &= 0. \end{aligned} \tag{2.1}$$

Із врахуванням матеріальних рівнянь:

$$\vec{B} = \mu_r \cdot \mu_0 \cdot \vec{H}, \quad \vec{D} = \varepsilon \cdot \varepsilon_0 \cdot \vec{E},$$

де  $\nabla$  - диференціальний оператор набла  $\nabla = \frac{\partial}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial}{\partial y} \vec{j} + \frac{\partial}{\partial z} \vec{k}$ ;

$\vec{H}$  - вектор напруженості магнітного поля;

$\vec{J}$  - вектор густини струму;

$\vec{B}$  - вектор індукції магнітного поля;

$\vec{D}$  - вектор електричної індукції;

$\vec{E}$  - вектор електричної напруженості поля;

$\mu_r$  - відносна магнітна проникливість середовища;

$\mu_0 = 4 \cdot \pi \cdot 10^{-7} \frac{\text{Гн}}{\text{м}}$  - магнітна постійна у вакуумі;

$\varepsilon$  - відносна електрична проникливість;

$\varepsilon_0 = \frac{1}{36 \cdot \pi} \cdot 10^{-9} \frac{\text{Ф}}{\text{м}}$  - електрична постійна у вакуумі.

Густина повного струму містить лише струм провідності і струм перенесення:

$$\vec{J} = \vec{J}_{\text{провідності}} + \vec{J}_{\text{перенесення}}, \quad (2.2)$$

$$\vec{J}_{\text{провідності}} = \sigma \cdot \vec{E}, \quad (2.3)$$

$$\vec{J}_{\text{перенесення}} = \sigma \cdot [\vec{v} \times \vec{B}]. \quad (2.4)$$

Математична модель побудована для декількох розрахункових областей, в кожній з яких визначалися комплексні значення магнітної індукції [23-29]:

- в області (1)  $0 < z < z_0$

$$\vec{B}_1 = \vec{B}_i + \vec{B}_r,$$

$$\vec{B}_i = \nabla \times \vec{A}_i, \quad \vec{A}_i = \frac{\mu_0}{4\pi} \int_l \frac{\vec{J}_{cm} \cdot dl}{R}, \quad (2.5)$$

$$\nabla^2 \vec{B}_r = 0, \quad \nabla \times \vec{B}_r = 0.$$

де  $\vec{B}_i$  - власне магнітне поле витка довжиною  $l$  та густиною струму  $\vec{J}_{cm}$ ;

$\vec{B}_r$  - магнітне поле вихрових струмів, наведених в середовищі ОК;

$\vec{A}_i$  - векторний потенціал;

$R$  - відстань від джерела струму;

- в області (2) -  $d < z < 0$

$$\nabla^2 \vec{B}_2 - \sigma \cdot \mu_r \cdot \mu_0 \cdot \left( v_x \cdot \frac{\partial \vec{B}_2}{\partial x} + v_y \cdot \frac{\partial \vec{B}_2}{\partial y} \right) - j \cdot \omega \cdot \sigma \cdot \mu_r \cdot \mu_0 \cdot \vec{B}_2 = 0, \quad (2.6)$$

$$\nabla \cdot \vec{B}_2 = 0.$$



○ в області (3)  $z < -d$

$$\nabla^2 \vec{B}_3 = 0, \quad \nabla \times \vec{B}_3 = 0. \quad (2.7)$$

Для розв'язку диференціальних рівнянь в частинних похідних в декартовій системі координат застосовано метод інтегральних перетворень Фур'є, а саме пряме подвійне перетворення:

$$b(\xi, \eta, z) = \int_{-\infty-\infty}^{\infty} \int_{-\infty-\infty}^{\infty} B(x, y, z) \cdot e^{j(x\xi + y\eta)} dx dy, \quad (2.8)$$

тим самим тимчасово із рівняння виключаються незалежні змінні  $x$  та  $y$ . В результаті отримано звичайне диференціальне рівняння для зображення [23-29]:

$$\frac{\partial^2 \vec{b}}{\partial z^2} - \left( \xi^2 + \eta^2 - j \cdot \sigma \cdot \mu \cdot v_x \cdot \xi - j \cdot \sigma \cdot \mu \cdot v_y \cdot \eta + j \cdot \omega \cdot \sigma \cdot \mu \right) \cdot \vec{b} = 0. \quad (2.9)$$

Розв'язок вищевказаного рівняння через  $x$ ,  $y$  і  $z$  складові магнітного потоку  $\vec{b}$  в ОК представлені, як:

$$b_x = C_x \cdot e^{\gamma \cdot z} + D_x \cdot e^{-\gamma \cdot z}; \quad (2.10)$$

$$b_y = C_y \cdot e^{\gamma \cdot z} + D_y \cdot e^{-\gamma \cdot z}; \quad (2.11)$$

$$b_z = C_z \cdot e^{\gamma \cdot z} + D_z \cdot e^{-\gamma \cdot z}; \quad (2.12)$$

де  $\gamma = \sqrt{\xi^2 + \eta^2 - j \cdot \sigma \cdot \mu_0 \cdot \mu_r \cdot (v_x \cdot \xi + v_y \cdot \eta) + j \cdot \omega \cdot \sigma \cdot \mu_0 \cdot \mu_r}$ .

Коефіцієнти  $C_x, C_y, C_z, D_x, D_y, D_z$  в рівняннях (2.10)-(2.12) отримані наступним чином:

$$C_x = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left( - (1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right) \cdot C_{ix}; \quad (2.13)$$

$$C_y = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left( - (1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right) \cdot C_{iy}; \quad (2.14)$$

$$C_z = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left( - (1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right) \cdot \frac{\sqrt{\xi^2 + \eta^2}}{\gamma} \cdot C_{iz}; \quad (2.15)$$

$$D_x = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left( 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right) \cdot C_{ix}; \quad (2.16)$$

$$D_y = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left( 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right) \cdot C_{iy}; \quad (2.17)$$

$$D_z = - \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left( 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right) \cdot \frac{\sqrt{\xi^2 + \eta^2}}{\gamma} \cdot C_{iz}. \quad (2.18)$$

Коефіцієнти  $C_{ix}, C_{iy}, C_{iz}$  визначаються геометрією котушки.

Коли котушка довільної форми, що розташована на висоті  $z = z_0$  і збуджується струмом  $I$ , то компоненти густини магнітного потоку  $\vec{b}_i(\xi, \eta, z)$  при  $-d < z < 0$  описуються, як [23-29]:

$$b_{ix} = \frac{\mu_0 \cdot I \cdot \xi}{2 \cdot \eta} \cdot e^{(z - z_0) \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \left( \sum_{i=1}^n \int_{x_{i-1}}^{x_i} e^{j \cdot \{x \cdot \xi + f_i(x) \cdot \eta\}} dx \right) = \quad (2.19)$$

$$= C_{ix} \cdot e^{z \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}};$$

$$b_{iy} = \frac{\mu_0 \cdot I}{2} \cdot e^{(z - z_0) \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \left( \sum_{i=1}^n \int_{x_{i-1}}^{x_i} e^{j \cdot \{x \cdot \xi + f_i(x) \cdot \eta\}} dx \right) = \quad (2.20)$$

$$= C_{iy} \cdot e^{z \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}};$$

$$b_{iz} = j \cdot \frac{\mu_0 \cdot I \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}}{2 \cdot \eta} \cdot e^{(z - z_0) \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \left( \sum_{i=1}^n \int_{x_{i-1}}^{x_i} e^{j \cdot \{x \cdot \xi + f_i(x) \cdot \eta\}} dx \right) = \quad (2.21)$$

$$= C_{iz} \cdot e^{z \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}},$$

де  $C_{ix}$ ,  $C_{iy}$ ,  $C_{iz}$  - коефіцієнти, що враховують функцію форми перетворювача;

$$C_{ix} = \frac{\mu_0 \cdot I \cdot \xi}{2 \cdot \eta} \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot S(\xi, \eta); \quad (2.22)$$

$$C_{iy} = \frac{\mu_0 \cdot I}{2} \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot S(\xi, \eta); \quad (2.23)$$

$$C_{iz} = j \cdot \frac{\mu_0 \cdot I \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}}{2 \cdot \eta} \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot S(\xi, \eta). \quad (2.24)$$

Тоді компоненти густини магнітного потоку (2.10)-(2.12) із врахуванням виразів (2.13)-(2.18) описується виразами [23-29]:

$$b_x = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \left[ \left\{ -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} + \right. \\ \left. + \left\{ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot C_{ix}; \quad (2.25)$$

$$b_y = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left[ \left\{ -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} + \right. \\ \left. + \left\{ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot C_{iy}; \quad (2.26)$$

$$b_z = \frac{\mu_r}{1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}} \cdot \left[ \left\{ -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \right. \\ \left. - \left\{ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot C_{iz}; \quad (2.27)$$

де  $S(\xi, \eta)$  - функція форми котушки;

$$S(\xi, \eta) = -j \cdot \frac{2 \cdot \pi \cdot a \cdot \eta}{\sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot J_1\left(a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) - \text{для рис.2.5 а;}$$

$$S(\xi, \eta) = -j \cdot \frac{4}{\xi} \cdot \sin(a \cdot \xi) \cdot \sin(b \cdot \eta) - \text{для рис.2.5 б;}$$

$$S(\xi, \eta) = -\frac{2 \cdot \xi \cdot e^{j \cdot x_0 \cdot \xi} \cdot \sin(b \cdot \eta)}{(\xi^2 + \eta^2)} \cdot \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) - \text{для}$$

рис.2.5 в;

$$\lambda_0 = \frac{\left\{ \gamma^2 - \mu_r^2 \cdot (\xi^2 + \eta^2) \right\} \cdot (1 - e^{-2 \cdot \gamma \cdot d})}{\left( \gamma + \mu_r \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right)^2 - \left( \gamma - \mu_r \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right)^2 \cdot e^{-2 \cdot \gamma \cdot d}};$$

$$V_0 = \frac{4 \cdot \mu_r \cdot \gamma \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \cdot e^{\left( \sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma \right) \cdot d}}{\left( \gamma + \mu_r \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right)^2 - \left( \gamma - \mu_r \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right)^2 \cdot e^{-2 \cdot \gamma \cdot d}};$$

$\xi, \eta$  - змінні інтегрування.

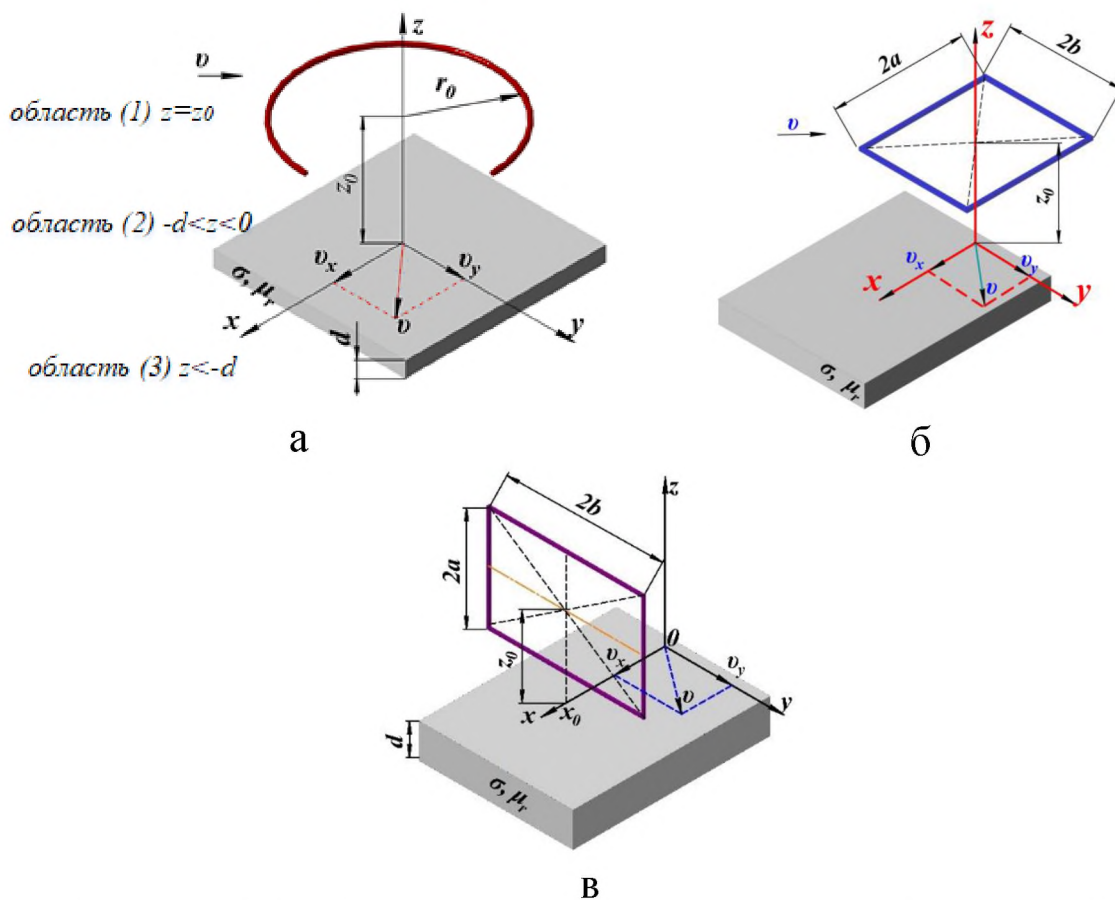


Рисунок 2.5 - Геометрична модель котушки збудження ВСП:  
а – виток кругової форми; б – виток прямокутної форми (рамковий); в – виток прямокутної форми (рамковий тангенціальний)

До знайдених зображень (2.25)-(2.27) застосовується зворотне подвійне перетворення Фур'є:

$$B(x, y, z) = \frac{1}{4 \cdot \pi^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} b(\xi, \eta, z) \cdot e^{-j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta. \quad (2.28)$$

Розв'язком диференціального рівняння (2.9) є складові магнітної індукції  $B_x$ ,  $B_y$ ,  $B_z$  за просторовими координатами [23-29]. Тоді складові густини струму за просторовими координатами  $x$ ,  $y$  і  $z$  відповідно визначаються за формулами:

$$J_x = \frac{1}{\mu_0 \cdot \mu_r} \cdot \left[ \frac{\partial B_z}{\partial y} - \frac{\partial B_y}{\partial z} \right], \quad (2.29)$$

$$J_y = \frac{1}{\mu_0 \cdot \mu_r} \cdot \left[ \frac{\partial B_x}{\partial z} - \frac{\partial B_z}{\partial x} \right], \quad (2.30)$$

$$J_z = \frac{1}{\mu_0 \cdot \mu_r} \cdot \left[ \frac{\partial B_y}{\partial x} - \frac{\partial B_x}{\partial y} \right]. \quad (2.31)$$

Аналітичні залежності розподілу ГВС (2.29)-(2.31) містять невласні кратні інтеграли I-го роду, складні для обчислень функції форми котушки, які включають в себе спеціальні функції Бесселя I-го роду I-го порядку, що впливає на ресурсомісткість їх розрахунку [23-29, 11, 13]. В дослідженні [12] показано значні витрати часу навіть для однократних обчислень значень розподілу ГВС за цими залежностями, що свідчить про неможливість безпосереднього їх використання в задачах оптимального синтезу.

«Точна» електродинамічна модель ВСП в загальному вигляді може бути представлена сукупністю будь-яких математичних виразів, що є характерними для різноманітних типів ВСП, отриманих в тому числі і в результаті чисельних методів розрахунків. Тобто вона може бути будь-якої складності та повинна адекватно зображати процеси взаємодії СЗ ВСП із ОК.

## **2.3. Побудова метамоделей рухомих вихрострумів перетворювачів для задач оптимального сурогатного синтезу їх систем збудження з забезпеченням однорідного розподілу густини вихрових струмів в об'єкті контролю**

### **2.3.1. Створення методу побудови багатовимірних однорідних комп'ютерних планів експерименту з високими показниками гомогенності для використання в задачах апроксимації гіперповерхонь відгуку**

Однорідні комп'ютерні плани експерименту (КПЕ) [32], під якими будемо розуміти числові техніки отримання кінцевих послідовностей точок, що рівномірно заповнюють одиничний гіперкуб довільною кількістю своїх перших елементів (space-filling designs), характеризуються значними прикладними можливостями. Загально-теоретичне значення цієї задачі підтверджується поширенням її області використання на такі напрямки як: стохастична глобальна оптимізація [33], сурогатна оптимізація [34], апроксимація множини Парето при багатокритеріальній оптимізації [35], моделювання методом квазіМонте-Карло [36], криптографія, деякі додатки комп'ютерної графіки тощо. Не дивлячись на значну увагу дослідників до планування експериментів, не всі теоретичні питання щодо їх створення вирішені. Особливо великі труднощі виникають при створенні багатовимірних планів, що є, безумовно, актуальним.

Надалі без втрати загалу зосередимося на додатках до задач оптимізації, в яких точка в просторі пошуку асоціюється з певним набором параметрів варіювання. Тоді КПЕ являє собою специфікацію точок в гіперпросторі (семплінг точок), стратегія вибору яких забезпечує виявлення глобальних та локальних трендів топології багатовимірної поверхні відгуку. Оптимальним планом експерименту вважатимемо такий, що генеруванням комплексу точок реалізує отримання максимального обсягу інформації щодо гіперповерхні відгуку. Внаслідок того, що ця інформація апріорі зазвичай не є відомою, має сенс забезпечити заповнення одиничного гіперкубу точками з високими якість рівномірності, так як перехід розтягненням до багатовимірного паралелепіпеда реального факторного простору не складає особливих труднощів та не вносить суттєвих змін в якість характеристик розподілу. Рівномірність розподілу збільшує ймовірність попадання хоча б деяких з точок в області екстремумів чи перегинів гіперповерхні відгуку. З цих причин математичний опис багатовимірної поверхні виявляється найбільш строгим, ніж

якби зондування проводилося в точках, розташованих якимось іншим чином. З ростом розмірності простору понад три проблема побудови плану експерименту суттєво складнішає. Важливо також забезпечити компроміс між обмеженою кількістю використовуваних точок спостереження і кількістю інформації, яку можна отримати з допомогою ретельно відібраних точок. Методи генерування одновимірних квазівипадкових розширюваних послідовностей, що характеризуються низькою узагальненою розбіжністю (*generalized discrepancy*) та зменшеною ймовірністю до локальної негомогенності, добре опрацьовані дослідниками [32]. Слід відзначити, що квазівипадкові послідовності застосовуються в випадках, коли перевага віддається отриманню розподілів випадкових чисел з високим ступенем рівномірності, а їх кореляція не є важливою. Розбіжність є кількісною характеристикою, що використовується для вимірювання відхилення розподілу сформованої послідовності від ідеального рівномірного розподілу, тобто виконує функції міри неоднорідності [36]. Чим менше значення розбіжності, тим якіснішою в сенсі гомогенності є послідовність. За допомогою розбіжності можна також характеризувати й багатовимірні плани експериментів [37]. Частіше за все в процесі створення багатовимірних планів експериментів із низькою розбіжністю використовуються певні комбінації декількох одновимірних послідовностей, але їх оптимальний вибір складає окрему проблему, вирішення якої не є тривіальною, що відзначається, наприклад, в [39]. Надалі вважатимемо багатовимірний план експерименту ефективним, якщо вибір множини векторів, розподілених в одиничному гіперкубі, реалізується безальтернативно, забезпечуючи йому гарантовано низьку розбіжність без додаткових досліджень щодо складу комбінацій.

Нині відомими є цілий ряд квазівипадкових послідовностей з низькою розбіжністю [38, 40], серед яких послідовність Ван-дер-Корпута (*Van-der-Corput sequences*), Холтона (*Halton sequences*), Фора (*Faure sequences*), ЛП <sub>$\tau$</sub> -послідовність Соболя (*Sobol's sequences*), Нідеррайтера (*Niederreiter sequences*), тощо. При узагальненні на плани більшої розмірності всім їм притаманна необхідність оптимізованого вибору так званих базисних параметрів (наприклад, напрямних чисел для послідовностей Соболя), що потребує додаткових зусиль та є недоліком, який ускладнює їх застосування на практиці.

В [41] Мартіном Робертсом (*Martin Roberts*) запропоновано один із нових сучасних варіантів квазівипадкових послідовностей з якісно низьким показником розбіжності - безпараметричну адитивну рекурсивну R-послідовність Кронекера з використанням ірраціональних

чисел, своє чергою отриманих на основі узагальненої послідовності Фібоначчі (золотого перетину). Показано, що  $R$ -послідовність характеризується незначною величиною узагальненої розбіжності навіть при суттєвому зростанні об'єму вибірки згенерованих точок. Але в статті автора наведено лише результати суб'єктивних досліджень щодо якості рівномірного розподілу двовимірних  $R_2$ -послідовностей, що не є достатньо переконливим при використанні багатовимірних планів.

Рекурсивну  $R_d$ -послідовність в  $s$ -вимірному просторі математично можна записати у вигляді [41]:

$$R_s(\phi_s): t_n = \{N \cdot \alpha\}, \quad (2.32)$$

де  $N$  - кількість точок плану  $N = 1, 2, 3, \dots$ ;

$$\alpha - \text{іраціональне число, } \alpha = \left( \frac{1}{\phi_s}, \frac{1}{\phi_s^2}, \frac{1}{\phi_s^3}, \dots, \frac{1}{\phi_s^s} \right);$$

$\phi_s$  - унікальний позитивний корінь рівняння  $x^{s+1} = x + 1$ .

Для  $s = 1$ ,  $\phi_1 = 1.618033\dots$ ; для  $s = 2$ ,  $\phi_2 = 1.324717\dots$ ; для  $s = 3$ ,  $\phi_3 = 1.220744\dots$

Як кількісну міру неоднорідності множини векторів, які розподілені в одиничному гіперкубі, для подальших досліджень використовуватимемо два різновиди розбіжності відносно  $L_2$ -норми: центровану розбіжність (the centered discrepancy) та циклічну розбіжність (the wrap-around discrepancy), які є інваріантними щодо перемаркування й упорядкування факторів та відносно обертання координат. Показники розбіжності для  $N$  точок плану в  $s$ -вимірному просторі обчислюються відповідно до співвідношень [42]:

- центрована розбіжність

$$\begin{aligned} \left( CD(D_n) \right)^2 = & \left( \frac{13}{12} \right)^s - \frac{2}{N} \cdot \sum_{k=1}^N \prod_{j=1}^s \left[ \begin{array}{l} 1 + \frac{1}{2} \cdot |x_{kj} - 0.5| - \\ - \frac{1}{2} \cdot |x_{kj} - 0.5| \end{array} \right]^2 + \\ & + \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^s \left[ \begin{array}{l} 1 + \frac{1}{2} \cdot |x_{ki} - 0.5| + \frac{1}{2} \cdot |x_{ji} - 0.5| - \\ - \frac{1}{2} \cdot |x_{ki} - x_{ji}| \end{array} \right] \end{aligned} ; \quad (2.33)$$

- циклічна розбіжність



$$(WD(P))^2 = \left(\frac{4}{3}\right)^s + \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^s \left[ \frac{3}{2} - |x_{ki} - x_{ji}| \times \left(1 - |x_{ki} - x_{ji}|\right) \right]. \quad (2.34)$$

Вважається, що нижче значення розбіжності при порівнянні планів експерименту притаманно більш рівномірному, а, відповідно, більш бажаному плану. Для більшої наочності порівняльного аналізу планів одночасно також використовуватимемо графічне представлення згенерованих даних у вигляді діаграм Вороного. Спочатку розглядатимуться двовимірні плани, на яких легко відпрацювати надійну методологію досліджень, що згодом поширюватиметься на три- та інші багатовимірні простори. При чисельних експериментах використовувалися наступні вихідні дані таблиця 2.1, 2.2, отримані за допомогою комп'ютерних програм, що реалізовані в середовищі MathCAD15, лістинги яких наведено в додатках А, Б.

Таблиця 2.1 - Вихідні дані для  $R_d$ -послідовностей розмірністю  $s$

№ п/п	$R_2: s=2$		$R_3: s=3$			$R_4: s=4$			
	$x_2$	$y_2$	$x_3$	$y_3$	$z_3$	$x_4$	$y_4$	$z_4$	$q_4$
1	0.255	0.07	0.319	0.171	0.05	0.357	0.234	0.129	0.039
2	0.009755	0.64	0.138	0.842	0.599	0.213	0.968	0.757	0.577
3	0.765	0.21	0.958	0.513	0.149	0.07	0.702	0.386	0.116
4	0.52	0.779	0.777	0.184	0.699	0.927	0.436	0.015	0.654
5	0.274	0.349	0.596	0.855	0.249	0.783	0.169	0.644	0.193
6	0.029	0.919	0.415	0.526	0.798	0.64	0.903	0.272	0.732
7	0.784	0.489	0.234	0.197	0.348	0.497	0.637	0.901	0.27
8	0.539	0.059	0.053	0.868	0.898	0.353	0.371	0.53	0.809
9	0.294	0.629	0.873	0.539	0.447	0.21	0.105	0.158	0.347
10	0.049	0.198	0.692	0.21	0.997	0.067	0.839	0.787	0.886
...	...	...	....	....	....	....	....	....	....
120	0.085	0.881	0.801	0.025	0.464	0.301	0.567	0.945	0.132
121	0.84	0.451	0.62	0.696	0.014	0.158	0.301	0.574	0.67
122	0.595	0.021	0.439	0.367	0.563	0.014	0.035	0.202	0.209
123	0.35	0.59	0.258	0.038	0.113	0.871	0.769	0.831	0.747
124	0.105	0.16	0.077	0.709	0.663	0.728	0.503	0.46	0.286
125	0.86	0.73	0.897	0.38	0.213	0.584	0.236	0.088	0.825
126	0.615	0.3	0.716	0.051	0.762	0.441	0.97	0.717	0.363
127	0.369	0.87	0.535	0.723	0.312	0.298	0.704	0.346	0.902
128	0.124	0.44	0.354	0.394	0.862	0.154	0.438	0.974	0.44

Таблиця 2.2 - Вихідні дані  $LP_\tau$ -послідовностей ( $N=128$ ) [43, 44]

$\xi_1$	$\xi_2$	$\xi_3$	$\xi_4$	$\xi_6$	$\xi_7$
0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
0.25	0.75	0.25	0.75	0.75	0.25
0.75	0.25	0.75	0.25	0.25	0.75
0.125	0.625	0.875	0.875	0.125	0.375
0.625	0.125	0.375	0.375	0.625	0.875
0.375	0.375	0.625	0.125	0.875	0.125
0.875	0.875	0.125	0.625	0.375	0.625
0.0625	0.9375	0.6875	0.3125	0.0625	0.4375
0.5625	0.4375	0.1875	0.8125	0.5625	0.9375
0.3125	0.1875	0.9375	0.5625	0.8125	0.1875
...	...	...	...	...	...
0.617188	0.617188	0.164063	0.148438	0.023438	0.429688
0.367188	0.867188	0.914063	0.398438	0.273438	0.679688
0.867188	0.367188	0.414063	0.898438	0.773438	0.179688
0.242188	0.742188	0.289063	0.273438	0.648438	0.554688
0.742188	0.242188	0.789063	0.773438	0.148438	0.054688
0.492188	0.492188	0.039063	0.523438	0.398438	0.804688
0.992188	0.992188	0.539063	0.023438	0.898438	0.304688
0.00390625	0.996094	0.308594	0.574219	0.347656	0.675781

Продовження таблиці 2.2

$\xi_9$	$\xi_{10}$	$\xi_{11}$	$\xi_{13}$	$\xi_{20}$
0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
0.25	0.75	0.25	0.25	0.75
0.75	0.25	0.75	0.75	0.25
0.875	0.625	0.625	0.875	0.125
0.375	0.125	0.125	0.375	0.625
0.625	0.375	0.875	0.625	0.875
0.125	0.875	0.375	0.125	0.375
0.8125	0.6875	0.0625	0.4375	0.9375
0.3125	0.1875	0.5625	0.9375	0.4375
0.5625	0.4375	0.3125	0.1875	0.1875
...	...	...	...	...
0.460938	0.710938	0.273438	0.757813	0.117188
0.710938	0.960938	0.523438	0.0078125	0.367188
0.210938	0.460938	0.023438	0.507813	0.867188
0.085938	0.585938	0.398438	0.632813	0.742188
0.585938	0.085938	0.898438	0.132813	0.242188
0.335938	0.335938	0.148438	0.882813	0.492188
0.835938	0.835938	0.648438	0.382813	0.992188
0.035156	0.097656	0.449219	0.074219	0.253906

Наведений в табл.2.2 набір послідовностей було вибрано за результатами чисельних експериментів для наочної демонстрації описаних далі найбільш показових в сенсі їх однорідності планів. При експериментах проводився повний перебір комбінацій  $(\xi_i, \xi_j)$   $i = 1 \dots 6, j = 1 \dots 20$  для двовимірних планів та  $(\xi_i, \xi_j, \xi_k)$ ,  $i = 1 \dots 6, j = 1 \dots 20, k = 1 \dots 20$  - для тривимірних [44]. Чотиривимірні та п'ятивимірні плани створювалися аналогічно на основі попередньо отриманих дво- та тривимірних планів, де  $(\xi_i, \xi_j, \xi_k, \xi_m)$ ,  $m = 1 \dots 20$  та  $(\xi_i, \xi_j, \xi_k, \xi_m, \xi_l)$ ,  $l = 1 \dots 20$ . При цьому зміни індексів  $i, j, k$  виконувалися в межах раніше зазначених границь.

Результати досліджень проілюструємо (рис.2.6-2.9) спочатку для двовимірних та тривимірних планів відповідно. Отримані показники центрованої розбіжності за формулою (2.33) та циклічної розбіжності (2.34) для двовимірних планів, а саме для безпараметричних  $R_2$ -послідовностей та деяких комбінацій ЛП $_{\tau}$ -послідовностей наведено в табл.2.3, 2.4 [44].

На рис.2.6 містяться діаграми Вороного кращих за показниками розбіжності варіантів планів експериментів на основі ЛП $_{\tau}$ -послідовностей та  $R_2$ -послідовностей. Відзначимо, що у близьких за гомогенністю планів експериментів на основі ЛП $_{\tau}$ -послідовностей не завжди оцінка результатів за обома показниками розбіжності є однозначною.

Водночас асоціативний зв'язок щодо однорідності розподілу між графічними зображеннями та числовими показниками прослідковується не завжди достатньо чітко, що демонструють приклади  $R_2$ - та  $(\xi_4, \xi_9)$  ЛП $_{\tau}$ -послідовностей. Хоча двовимірні ЛП $_{\tau}$ -послідовності і належать до послідовностей з малим розходженням, проте існують і такі їх комбінації, що не демонструють його, наприклад, комбінації, які представлено на рис.2.7.

Тому вибір «кращих» і «гірших» пар ЛП $_{\tau}$ -послідовностей потребує додаткових досліджень, часові витрати на які для отримання позитивних результатів важко оцінити внаслідок випадковості.

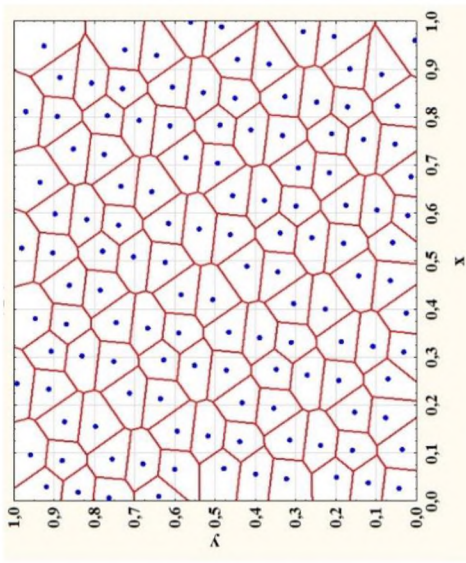
Із отриманих результатів показників розбіжності відносно  $L_2$ -норми для двовимірних планів (табл.2.3, 2.4) та візуального аналізу діаграм Вороного можна переконатися, що існують такі комбінації ЛП $_{\tau}$ -послідовностей, які мають як кращі, так і дещо гірші показники узагальненої розбіжності у порівнянні із безпараметричними  $R_2$ -послідовностями.

Таблиця 2.3 - Показники узагальноної розбіжності для кращих варіантів двовимірних планів

Показники	Квазіпослідовності					
	R <sub>2</sub>	ЛП <sub>τ</sub>				
		$(\xi_1, \xi_2)$	$(\xi_1, \xi_7)$	$(\xi_4, \xi_{11})$	$(\xi_2, \xi_7)$	$(\xi_7, \xi_{15})$
Центрована розбіжність $\times 10^{-4}$	5.261	0.7805	0.9471	0.6876	0.758	0.7097
Циклічна розбіжність	3.555938	3.555628	3.555688	3.555708	3.555669	3.555717

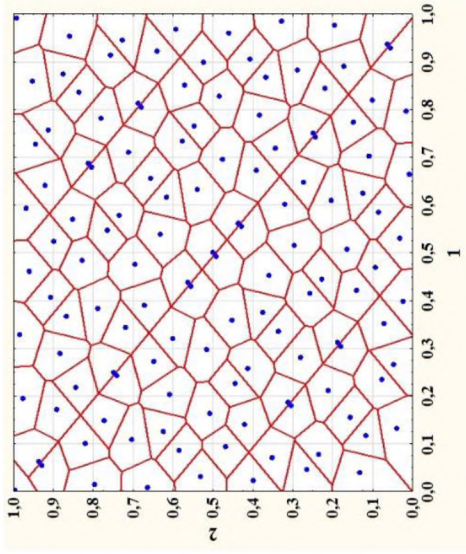
Таблиця 2.4 - Показники узагальноної розбіжності для невдалих варіантів двовимірних планів

Показники	Квазіпослідовності							
	ЛП <sub>τ</sub>							
	$(\xi_3, \xi_9)$	$(\xi_4, \xi_{13})$	$(\xi_2, \xi_{16})$	$(\xi_2, \xi_{10})$	$(\xi_3, \xi_{13})$	$(\xi_2, \xi_{20})$	$(\xi_4, \xi_9)$	$(\xi_6, \xi_{10})$
Центрована розбіжність $\times 10^{-4}$	69.35	5.413	5.884	65.55	4.588	7.141	5.102	4.883
Циклічна розбіжність	3.557467	3.557183	3.557771	3.557398	3.557328	3.556283	3.556143	3.555877



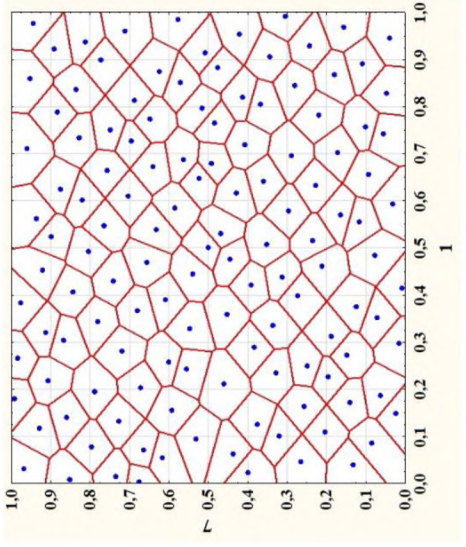
а

Г



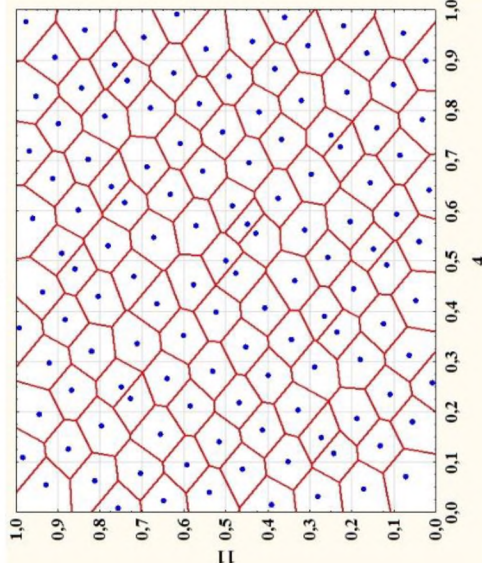
б

Д

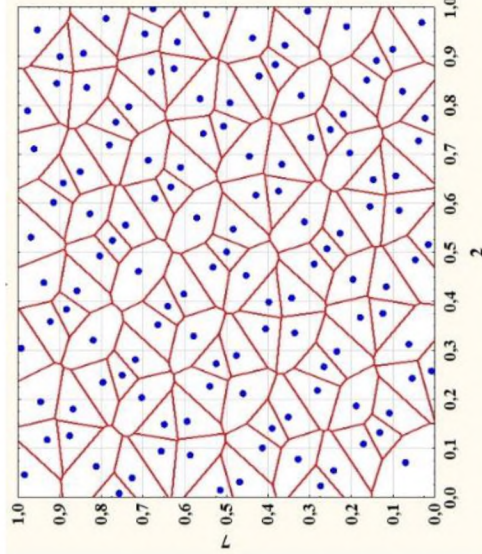


в

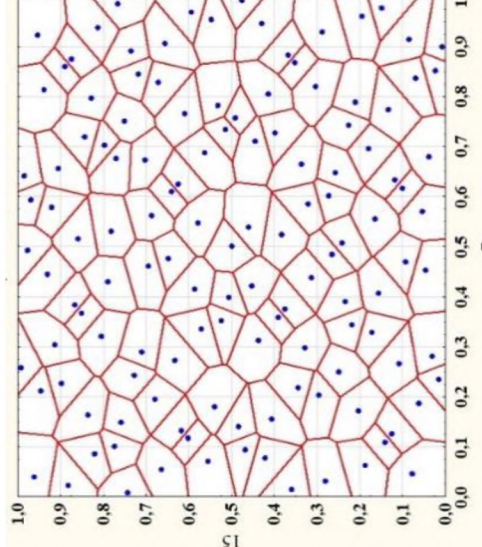
е



г



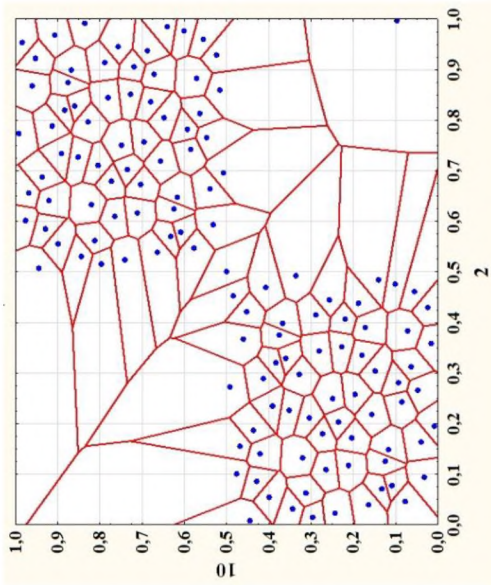
д



е

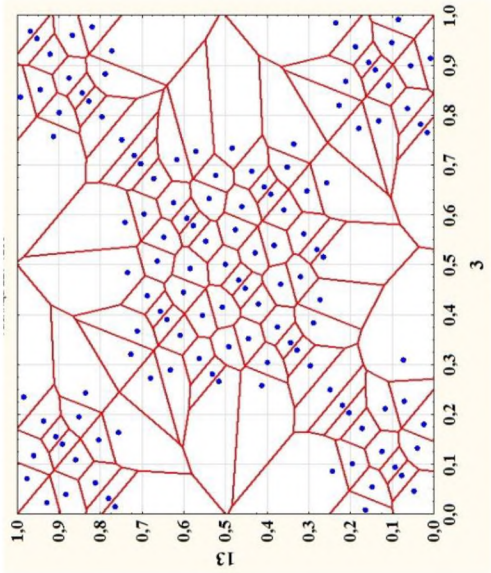
Рисунок 2.6 - Візуалізація рівномірності двовимірних планів у вигляді діаграм Вороного:

а –  $R_2$ -последовність; б-е –  $ЛП_\tau$ -последовності  $(\xi_1, \xi_2), (\xi_1, \xi_7), (\xi_4, \xi_{11}), (\xi_2, \xi_7), (\xi_7, \xi_{15})$  відповідно



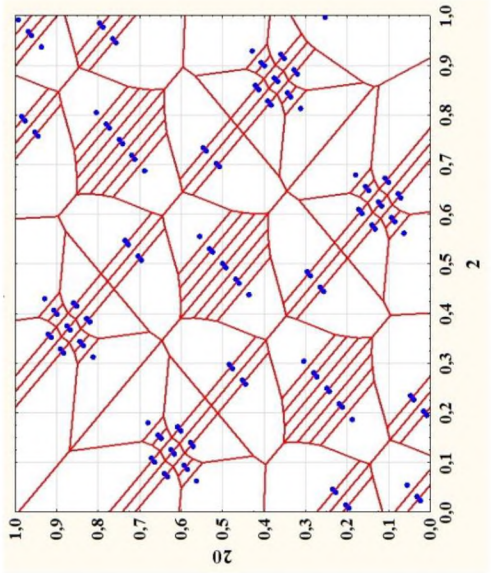
а

Г



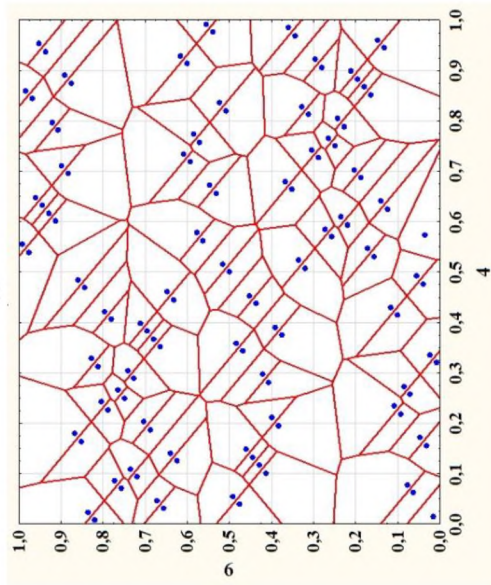
б

Д

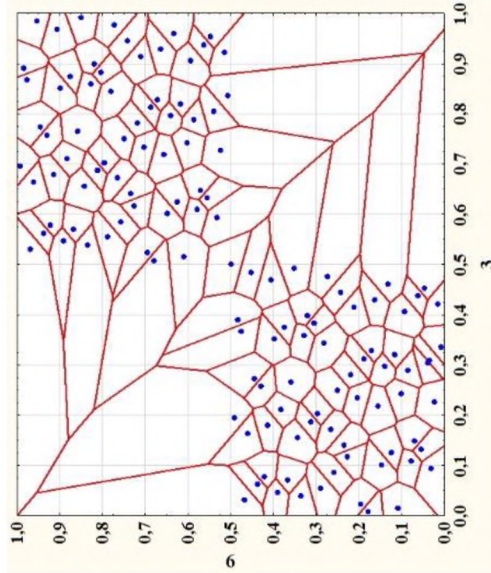


в

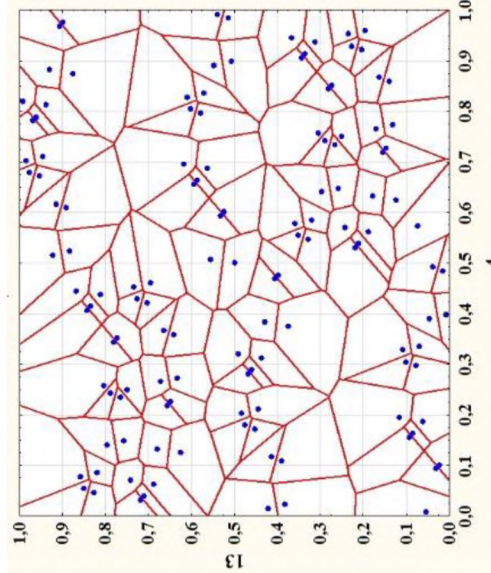
е



Г

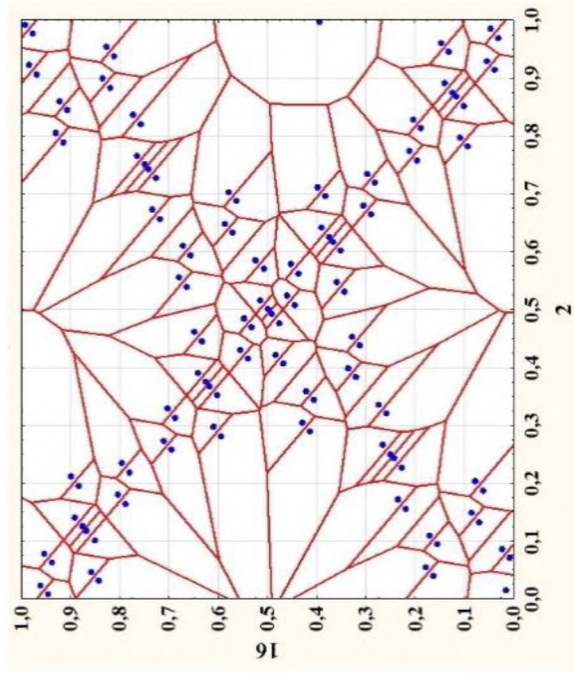


Д

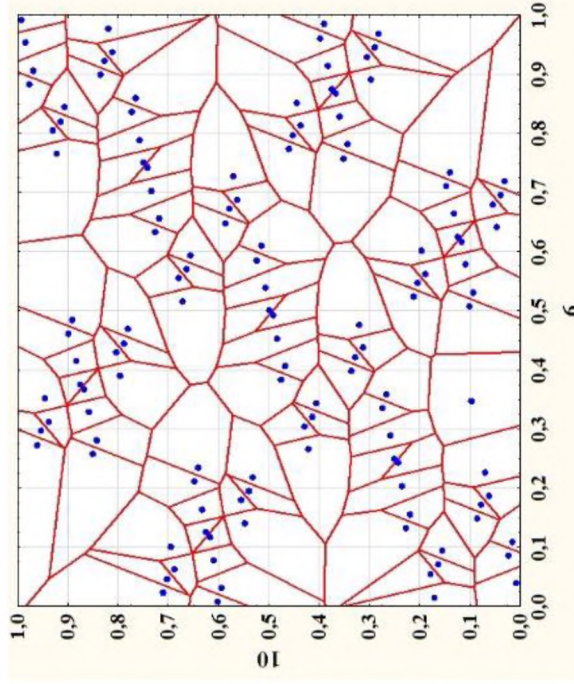


е

Рисунок 2.7 - Візуальний аналіз рівномірності двовимірних планів у вигляді діаграм Вороного, утворених ЛП<sub>r</sub>-последовностями: а –  $(\xi_2, \xi_{10})$ ; б –  $(\xi_3, \xi_{13})$ ; в –  $(\xi_2, \xi_{20})$ ; г –  $(\xi_4, \xi_9)$ ; д –  $(\xi_3, \xi_9)$ ; е –  $(\xi_4, \xi_{13})$



Ж



З

Продовження рисунка 2.7 - Візуальний аналіз рівномірності двовимірних планів у вигляді діаграм Вороного, утворених ЛП<sub>τ</sub>-послідовностями: Ж –  $(\xi_2, \xi_{16})$ ; З –  $(\xi_6, \xi_{10})$

При дослідженні тривимірних планів отримано показники центрованої розбіжності та циклічної розбіжності, які наведено в табл.2.5. Тут спостерігається чітко виражена однозначність в оцінках неоднорідності за допомогою чисельних показників розбіжності у відносно близьких за гомогенністю планів експериментів на основі  $R_3$ - та  $(\xi_6, \xi_7, \xi_{12}), (\xi_1, \xi_2, \xi_3)$  ЛП $_{\tau}$ -послідовностей, а тим більш у значно більш «поганого» плану  $(\xi_3, \xi_4, \xi_9), (\xi_2, \xi_{10}, \xi_6)$ . При цьому тенденцію високої гомогенності розподілу багатовимірних КПЕ також можна спостерігати, що проілюстровано проекціями точок для тривимірного плану на рис.2.8. Ті ж самі висновки можна зробити на основі аналізу відповідних діаграм Вороного (рис.2.9).

На завершення спробуємо узагальнити результати досліджень з дотриманням запропонованої раніше парадигми для створення багатовимірних планів експериментів. Результати обчислень містяться в таблицях 2.6 та 2.7.

Зіставлення отриманих результатів розбіжності не дозволяє зробити висновки щодо однозначного вибору планів при користуванні одночасно сукупністю двох показників, про що свідчать, наприклад, порівняння пар  $R_4$ - та  $(\xi_1, \xi_2, \xi_{10}, \xi_{15})$  ЛП $_{\tau}$ -послідовностей для чотиривимірного плану або  $(\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_5, \xi_7)$  та  $(\xi_6, \xi_7, \xi_{12}, \xi_{14}, \xi_3)$  ЛП $_{\tau}$ -послідовностей й інших для п'ятивимірних планів. Тобто можна стверджувати, що на основі ЛП $_{\tau}$ -послідовностей вдається створювати кращі за показниками гомогенності багатовимірні плани експерименту. Але довільне поєднання векторів в плані не приводить автоматично до бажаного результату. Водночас якщо вимоги до плану дозволяють обмежитися не ідеальним його варіантом з гарантовано низькою розбіжністю, то це можна зробити з використанням  $R_d$ -послідовностей без ризику отримання «аномальних» різновидів, як в випадках з ЛП $_{\tau}$ -послідовностями [44].

Реалізація КПЕ сукупності безпараметричних адитивних рекурсивних одновимірних  $R$ -послідовностей та комбінацій ЛП $_{\tau}$ -послідовностей, здійснюється за допомогою створеного програмного продукту [45].



Таблиця 2.5 - Показники узагальненої розбіжності для тривимірних планів

Показники	Квазіпослідовності				
	$R_3$	$ЛП_\tau$			
		$(\xi_6, \xi_7, \xi_{12})$	$(\xi_1, \xi_2, \xi_3)$	$(\xi_2, \xi_{10}, \xi_6)$	$(\xi_3, \xi_4, \xi_9)$
Центрована розбіжність $\times 10^{-4}$	7.859	1.769	1.947	77.169	80.93
Циклічна розбіжність	4.74179	4.74118	4.74111	4.74384	4.74420

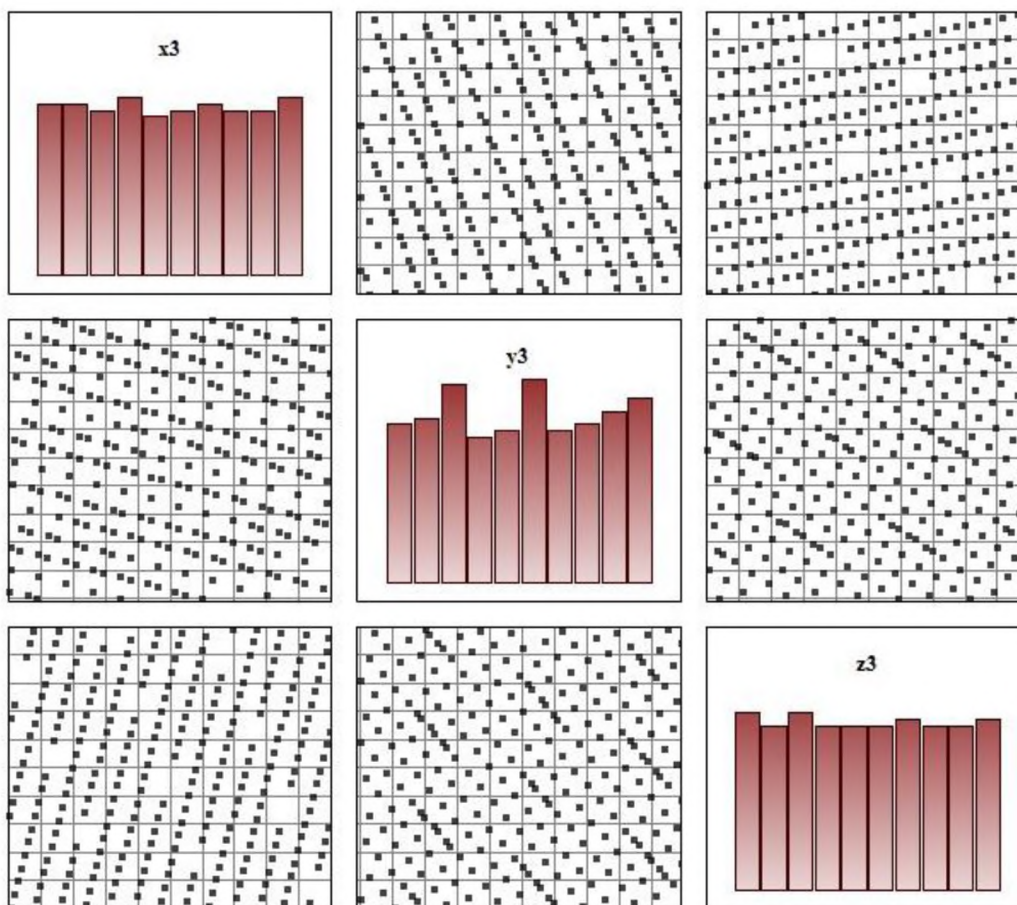
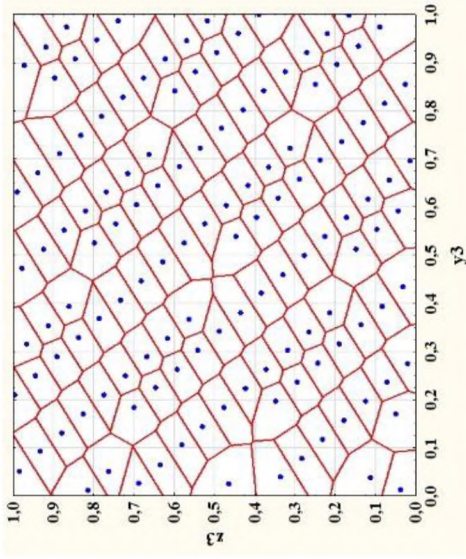
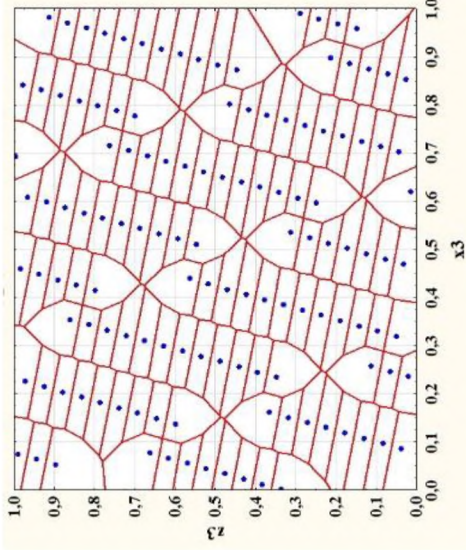
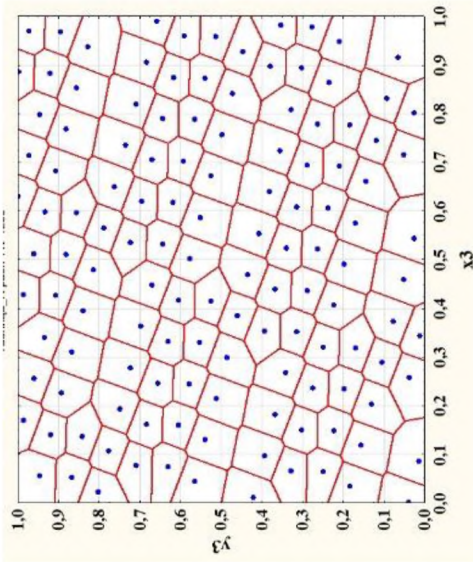
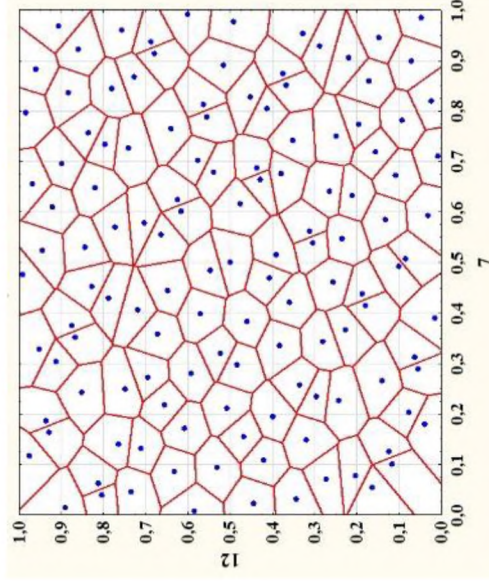
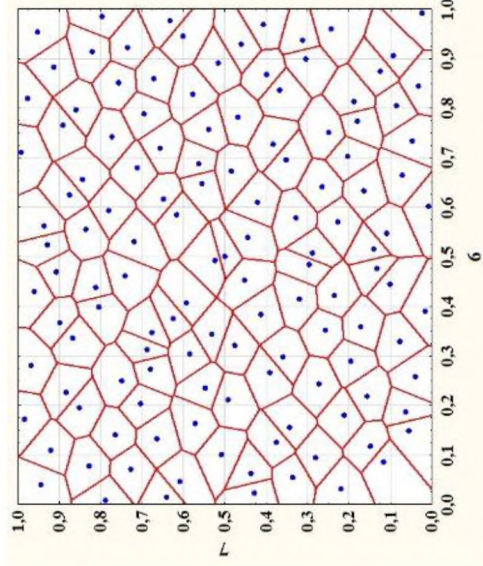
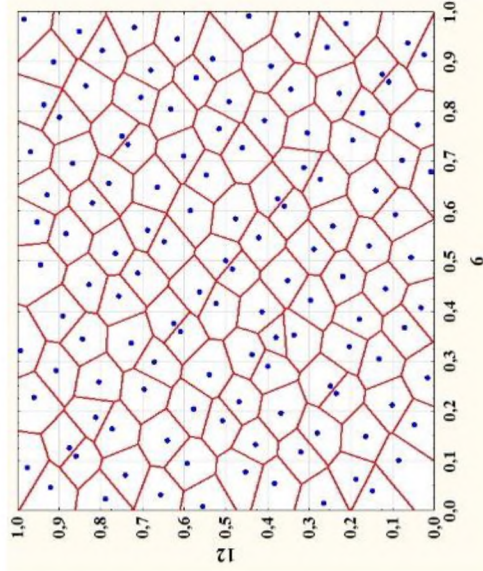


Рисунок 2.8 - Матричне представлення  $R_3$ -послідовностей в двовимірних проєкціях

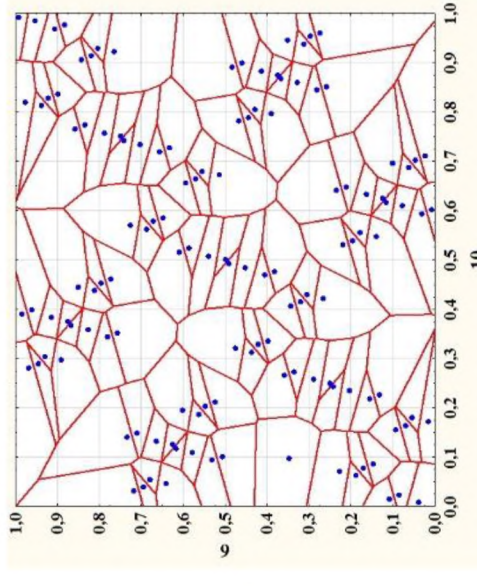
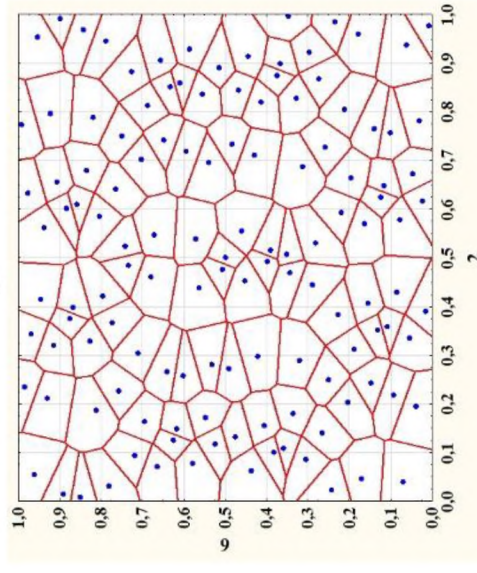
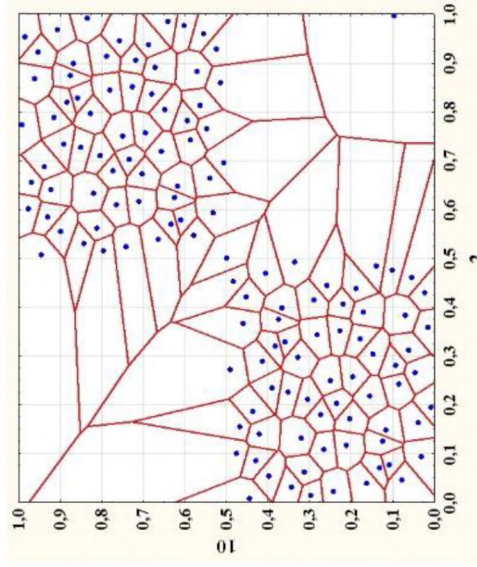
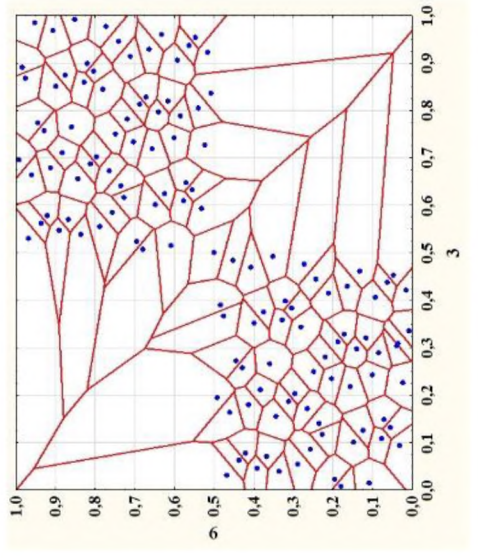
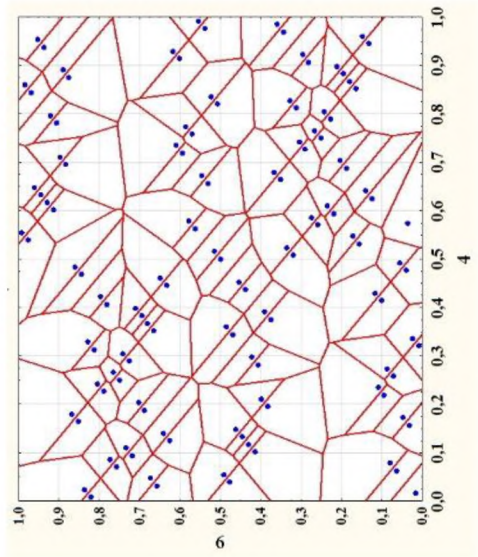
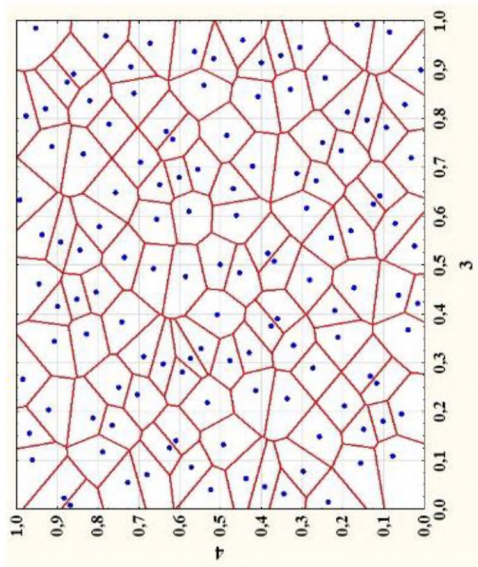


а



б

Рисунок 2.9 - Діаграми Вороного для проекцій тривимірних планів: а –  $R_3$ -последовність; б – комбінації ЛП $_7$ -последовностей  $(\xi_6, \xi_7, \xi_{12})$



Продовження рисунка 2.9 - Діаграми Вороного для проєкцій тривимірних планів:

$$\Gamma - \left( \xi_3, \xi_4, \xi_9 \right); \Gamma - \left( \xi_2, \xi_4, \xi_9, \xi_{10} \right) \text{ ВІДПОВІДНО}$$

Таблиця 2.6 - Показники узагальноної розбіжності для чотиривимірних планів

Показники	Квазіпослідовності						
	R <sub>4</sub>	ЛП <sub>τ</sub>					
		$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2 \\ \xi_5, \xi_7 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2 \\ \xi_3, \xi_5 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_6, \xi_7 \\ \xi_{12}, \xi_{14} \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2 \\ \xi_{10}, \xi_{19} \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_2, \xi_6 \\ \xi_{20}, \xi_{10} \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2 \\ \xi_{10}, \xi_{15} \end{pmatrix}$
Центрована розбіжність $\times 10^{-3}$	3.613	0.5245	0.4528	0.4573	8.248	10.143	8.092
Циклічна розбіжність	6.326442	6.322127	6.322074	6.32235	6.325789	6.330247	6.325179

Таблиця 2.7 - Показники узагальноної розбіжності для п'ятивимірних планів

Показники	Квазіпослідовності						
	R <sub>5</sub>	ЛП <sub>τ</sub>					
		$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2, \xi_3 \\ \xi_5, \xi_7 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2, \xi_3 \\ \xi_5, \xi_6 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_6, \xi_7, \xi_{12} \\ \xi_{14}, \xi_3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2, \xi_5 \\ \xi_7, \xi_{10} \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_1, \xi_2, \xi_{10} \\ \xi_{19}, \xi_{16} \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} \xi_2, \xi_6, \xi_{20} \\ \xi_{10}, \xi_{16} \end{pmatrix}$
Центрована розбіжність $\times 10^{-3}$	1.959	0.973	0.946	0.971	9.391	11.113	12.357
Циклічна розбіжність	8.431419	8.430584	8.430845	8.430928	8.435925	8.44094	8.446635

### 2.3.2. Створення методу побудови багатовимірних комітетних адитивних нейромережових метамоделей вихрострумових перетворювачів

При створенні метамоделей для складних випадків топології гіперповерхонь відгуку широке застосування завдяки своїм універсальним апроксимаційним властивостям знаходять штучні нейронні мережі на радіально-базисних функціях RBF-ANN та багаточислових перцептронах MLP-ANN, що було показано в огляді [46] та розділі 1.4.

Сформулюємо задачу багатовимірної апроксимації математично для ряду структур СЗ ВСП, які представлено на рис.2.3 у вигляді функціональних апроксимаційних залежностей розподілу ГВС. В табл.2.8 наведено різновиди таких залежностей, де  $x$  та  $y$  є просторовими координатами на поверхні ОК в зоні контролю.

Таблиця 2.8 - Різновиди апроксимаційних залежностей розподілу ГВС ВСП

Структура СЗ ВСП		Геометрична форма СЗ	Функціональна апроксимаційна залежність ГВС
1	планарна	кругова	$\hat{J}=f(x, y, r_0)$
2	об'ємна		$\hat{J}=f(x, y, r_0, z_0)$ ,
3	планарна	квадратна	$\hat{J}=f(x, y, a)$
		прямокутна	$\hat{J}=f(x, y, a, b)$
4	об'ємна	квадратна	$\hat{J}=f(x, y, a, z_0)$
		прямокутна	$\hat{J}=f(x, y, a, b, z_0)$

У випадках коли гіперповерхні відгуку мають суттєву просторову неоднорідність та нерегулярну поведінку отримати глобальну НМ-метамоделю з прийнятною точністю методами, що розглянуто в розділі 1.4 достатньо важко.

Ефективність використання нейромережових метамоделей на деяких прикладах  $\hat{J}=f(x, y)$  показано в роботах [20, 47, 48], окрім того, особливості їх застосування відповідно до задач синтезу ВСП розглянуто в роботах [19, 21]. Слід зазначити, що у випадку побудови метамоделі при варіації тільки двох змінних  $\hat{J}=f(x, y)$ , цілком достатньо використовувати одинарні RBF- та MLP-метамоделі, які

мають відносне значення *MARE* на етапі навчання до 6 %, а на етапі відтворення - до 8 - 9 % [19, 21, 48].

В роботі [11] розглянутий найпростіший випадок побудови апроксимаційної моделі для кругового ВСП з планарною структурою СЗ при варіюванні трьох параметрів  $\hat{J} = f(x, y, r_0)$ . Отримані результати середньої величини модельної похибки від 22 % до 29 % показують неможливість досягнення необхідної точності апроксимаційної моделі за допомогою глобальної одинарної RBF-ANN мережі. І тільки застосування комітетів НМ із прийняттям рішення усередненням за ансамблем з процедурою підсилення *boosting* дозволило отримати задовільну точність апроксимації, а саме на етапі навчання 18.08 %, а на етапі відтворення до та 19.8 %. Тоді як при використанні іншого методу у вигляді адитивної НМ вдалося досягти зменшення відносної величини середньої модельної похибки з 22.6 % до 10.12 % на етапі навчання та з 31 % до 15.93 % на етапі відтворення [49]. Порівняльний аналіз свідчить, що побудова метамоделі за допомогою комітету нейронних мереж та адитивних мереж дає покращення *MARE* багатовимірної поверхні відгуку у порівнянні з одинарними мережами.

Значно покращити точність апроксимаційної моделі  $\hat{J} = f(x, y, r_0)$  вдалося застосуванням гібридного підходу, коли одночасно використовується технологія декомпозиції області пошуку та НМ, побудованих на техніках асоціативних машин із різними методами отримання рішення. Так в роботі [13] запропоновано використовувати адитивну НМ-регресію [46] з декомпозицією простору пошуку та усередненням за ансамблем. Для отримання прийнятної *MARE* на рівні 4.78% - 6.76 % виявилось достатнім розбиття простору на три підобласті за радіусом витка СЗ та для кожної із отриманих підобластей застосування адитивної НМ-регресії із усередненням за ансамблем на останньому рівні апроксимації та підсиленням (*boosting*). Підсилення здійснювалося шляхом формування підвибірок з використанням процедури беггінг.

Складніший приклад апроксимаційної задачі для кругового рухомого НВСП  $\hat{J} = f(x, y, r_0, z_0)$ , що є характерною для об'ємної структури СЗ розглянуто в роботах [16, 50]. Внаслідок нерегулярної поведінки гіперповерхні відгуку ГВС в цьому випадку виконується декомпозиція області пошуку як за висотою розташування СЗ перетворювача, так і за радіусом її складових. В кожній області декомпозиції

кількість точок КПЕ задається індивідуально. Завдяки цьому вдається досягти певного компромісу між точністю побудови апроксимаційної моделі і мінімальною кількістю точок  $N_{навч}$  КПЕ. Для цього випадку, щоб забезпечити необхідну точність виявилось недостатньо реалізувати запропонований вище підхід. Тому адитивна НМ-регресія ускладнена, а саме на проміжних її рівнях застосовано комітети НМ із тих мереж, продуктивність яких не менша ніж 95 %. Використаний спосіб забезпечує прийнятну похибку  $MARE$  на етапі навчання НМ, яка змінюється від 4.35 % до 19.33 % та від 6.22 % до 21.31 % - на етапі відтворення гіперповерхні відгуку.

Тому для задач багатовимірної регресії запропоновано застосування гібридного підходу, що полягає:

- в одночасному використанні декомпозиції області дизайну на декілька підобластей, де здійснюють розв'язок задач локальної апроксимації, з наступною «зшивкою» складових частин апроксимацій в єдину неперервну модель;

- та множинних НМ, побудованих на техніках асоціативних машин із різними методами отримання рішення. Поєднання при формуванні вихідного сигналу здійснюють за допомогою лінійної комбінації вихідних сигналів окремих НМ, зокрема усередненням за ансамблем. Крім того, передбачено, що НМ працюють на основі методу підсилення шляхом бустінгу та беггінгу. Це дозволяє вносити випадкові зміни до масиву навчальної вибірки, що необхідні з метою подальшого створення декількох альтернативних моделей, які засновані на різних підмножинах даних.

Важливим атрибутом створеного методу є використання адитивного принципу побудови регресійної метамоделі. Ідея адитивної НМ-регресії полягає в багаторівневому прямому східчастому моделюванні: побудові регресійної моделі першого рівня; розрахунку похибки апроксимації гіперповерхні, отриманої на навчальній множині; мінімізації залишків за допомогою НМ-метамоделі другого рівня, для чого початкові цільові значення замінюють відповідними залишками перед навчанням другої моделі; повторення процесу доти, поки не буде досягнуто необхідної точності НМ-регресійної моделі остаточного рівня; створення кінцевої НМ-метамоделі шляхом додавання вкладів від декількох НМ-регресійних моделей всіх рівнів. Кількість проміжних рівнів адитивної НМ-регресії визначається заданим значенням відносної похибки апроксимації  $MARE$ . При цьому для утворення комітетів НМ використовуються лише мережі, які мають найбільшу продуктивність навчальної,

тестової та контрольної вибірок, наприклад, більше ніж 90%. Найкращі мережі відбираються за сукупністю об'єктивних статистичних показників, а саме коефіцієнту детермінації для навчальної, контрольної та тестової вибірок; відношенню стандартних відхилень  $S.D.ratio$ ; середньої відносної величини модельної похибки  $MAPE$ , %, суми квадратів залишків  $SS_R$ , середнього квадрата залишків  $MS_R$ , а також суб'єктивною оцінкою діаграм розсіювання і гістограм залишків [51, 20].

Поєднання всіх цих обчислювальних технологій дозволило створити метод, два різновиди якого схематично продемонстровано на рис.2.10. Будь-які утворені структури НМ-метамodelей потребують обов'язкового оцінювання адекватності та інформативності за сукупністю статистичних показників, детальний перелік яких наведено в наступному розділі 2.3.3.

На рисунку 2.10 а показано архітектуру асоціативної машини, де застосовано адитивний метод побудови метамodelей і остаточне рішення приймається усередненням за ансамблем тільки на останньому рівні [13-15]. А на рисунку 2.10 б показано аналогічну мережу, але в якій рішення приймається усередненням за ансамблем на кожному рівні [16, 60].

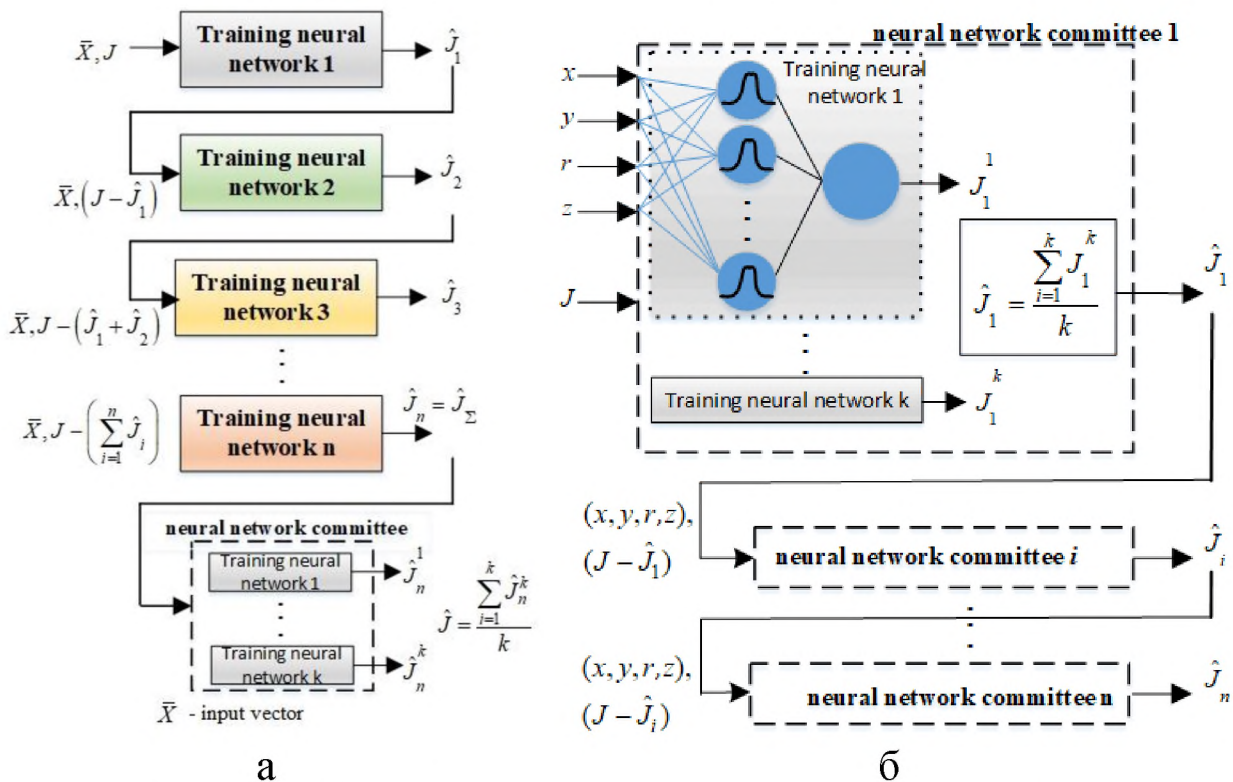


Рисунок 2.10 - Побудова асоціативних машин адитивним методом: а – прийняття рішення усередненням за ансамблем на останньому рівні; б – прийняття рішення усередненням за ансамблем на кожному проміжному рівні



Як функція активації нейронів прихованого шару RBF-мережі використовується функція Гауса. Тоді вихід нейронної мережі формується лінійною комбінацією виходів нейронів прихованого шару і описується формулою [16]:

$$\hat{J}(x, y, r_0, z_0) = \sum_{i=1}^m w_i \cdot \exp \left( -\frac{(x - c_{x_i})^2 + (y - c_{y_i})^2 + (r_0 - c_{r_i})^2 + (z_0 - c_{z_i})^2}{a_i^2} \right),$$

де  $m$  - кількість нейронів прихованого шару;

$w_i$  - ваговий коефіцієнт зв'язку вихідного нейрона з  $i$ -м нейроном прихованого шару;

$c_{x_i}, c_{y_i}, c_{r_i}, c_{z_i}$  - координати центру  $i$ -го нейрона;

$a_i$  - ширина  $i$ -го нейрону.

### 2.3.3. Перевірка адекватності та інформативності метамоделей рухомих вихрострумів перетворювачів

Завершальним етапом побудови метамоделі є перевірка її адекватності. В процесі її створення виконується багатоступенева валідація, мета якої полягає в контролі багатьох чисельних показників, отриманих при побудові метамоделі, включаючи якість НМ та оцінки відновлення з її використанням поверхні відгуку. Для перевірки відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним необхідно визначити:

- адекватність математичної моделі за критерієм Фішера. Адекватність зазвичай встановлюється перевіркою  $F$ -критерію гіпотези про статистичну незначну відмінність дисперсії адекватності  $\sigma_R^2$  та дисперсії відтворюваності  $\sigma_D^2$  результатів експериментів, за якими були отримані коефіцієнти математичної моделі [61, 32, 49].

Якщо  $F_{\nu_D; \nu_R}^{експ} > F_{\alpha; \nu_D; \nu_R}^{крит}$ , де  $F_{\nu_D; \nu_R}^{експ} = \frac{MS_D}{MS_R}$  модель адекватна і прогноз результатів за моделлю не суперечить результатам дослідів;

- оцінку відповідності нулю різниці (залишків) між фактичним і прогнозованим значенням залежної змінної;

- оцінку відповідності залишків нормальному розподілу (для перевірки нормальності розподілу залишків використовують критерій Колмогорова-Смірнова,  $\chi^2$ -квадрат та інші).

Перевірка моделі на інформативність проводиться шляхом розрахунку множинного коефіцієнта кореляції  $R$  та перевірки його статистичної значущості. Для подальших обчислень зручно використовувати  $R^2$ -коефіцієнт детермінації (міру визначеності). Коефіцієнт детермінації  $R^2$  показує відношення між розсіюванням, що зумовлено рівнянням регресії  $\hat{f}_i$  відносно загального середнього за всіма результатами дослідів  $\bar{f}$ , та розсіюванням результатів спостережень  $f_i$  відносно загального середнього за всіма результатами дослідів  $\bar{f}$  [51, 20, 39]:

$$R^2 = \frac{SS_D}{SS_T} = \frac{SS_T - SS_R}{SS_T} = 1 - \frac{SS_R}{SS_T}. \quad (2.35)$$

Перевірку гіпотези про значущість множинного коефіцієнта кореляції (інформативність моделі) виконують з використанням  $F$ -критерію Фішера  $F_{v_D; v_R}^{експ} > F_{\alpha; v_D; v_R}^{крит}$ , де  $F_{v_D; v_R}^{експ} = \frac{R^2}{1 - R^2} \cdot \frac{v_R}{v_D}$ . Модель вважають інформативною при  $R^2 > 0.95$  та значимо достовірною при рівні значущості за  $F$ -критерієм  $p \leq 0.05$  (достовірність  $\geq 0.95$ ) [51, 20, 39].

На етапі відтворення поверхні відгуку адекватність отриманої метамоделі оцінювалася за показниками [51, 20, 39]:

- сума квадратів регресії  $SS_D = \sum_{i=1}^N (\hat{f}_i - \bar{f})^2$  ;
- сума квадратів залишків  $SS_R = \sum_{i=1}^N \hat{u}_i^2 = \sum_{i=1}^N (f_i - \hat{f}_i)^2$  ;
- загальна сума квадратів  $SS_T = \sum_{i=1}^N (f_i - \bar{f})^2$  ;
- середні квадрати регресії -  $MS_D = \frac{SS_D}{v_D}$ , залишків -

$$MS_R = \frac{SS_R}{N - n - 1}, \text{ загальний - } MS_T = \frac{SS_T}{v_T}, \text{ де } v_D = n, v_R = N - n - 1,$$

$v_T = N - 1$  - число степенів свободи;

○ дисперсія відтворюваності  $\sigma_D^2 = \frac{SS_D}{N-1}$ , дисперсія адекватності  $\sigma_R^2 = \frac{SS_R}{N-n-1}$ , загальна дисперсія  $\sigma_T^2 = \frac{SS_T}{N-1}$ ;

○ стандартні похибки оцінки відтворюваності -  $s_D = \sqrt{\sigma_D^2}$ , оцінки адекватності -  $s_R = \sqrt{\sigma_R^2}$ , загальної -  $s_T = \sqrt{\sigma_T^2}$ ;

○ коефіцієнт множинної детермінації  $R^2$ ;

○ відношення стандартних відхилень  $S.D.ratio = \frac{S.D.R}{S.D.T}$ ;

○ середня відносна величина модельної похибки (або середня похибка апроксимації)  $MAPE = \frac{100\%}{N} \cdot \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{u}_i|}{f_i}$ ,

де  $\hat{u}_i = f_i - \hat{f}_i$  - залишки;

$f_i$  - задана залежна змінна;

$\hat{f}_i$  - вихідний параметр розрахований за допомогою регресійної моделі;

$N$  - кількість спостережень;  $n$  - кількість заданих незалежних змінних.

## 2.4. Оптимізаційні алгоритми пошуку глобального екстремуму в задачах синтезу рухомих вихрострумів перетворювачів

Цільову функцію для оптимального синтезу переважно формулюють як квадрат відхилення:

$$F_{target} = \sum_{i=1}^N \left( \sum_{k=1}^M J_{ik} - J_{reference} \right)^2 \rightarrow \min, \quad (2.36)$$

де  $J_{reference}$  - бажане значення ГВС в контрольній точці;

$J_{ik}$  - ГВС в контрольній точці ОК з номером  $i$ , створена  $k$ -ою катушкою системи збудження ВСП;

$N$  - кількість контрольних точок в зоні;

$M$  - кількість катушок у системі збудження кругового ВСП.

Для ефективного забезпечення оптимального синтезу ВСП в сенсі підвищення вимог до точності в реалізації заданого розподілу ГВС можливі і альтернативні варіанти формулювання функції цілі [14]. Одним із таких альтернативних варіантів є пошук мінімуму функції,

що здійснюється за максимальним значенням різниці  $J_{ik} - J_{reference}$ , так званий мінімаксний критерій, який передбачає дотримання жорстких вимог до точності синтезу в кожній контрольній точці [14]:

$$F_{target} = \max |J_{ik} - J_{reference}| \rightarrow \min. \quad (2.37)$$

Проте не всі методи оптимізації можуть забезпечити реалізацію цього критерію через порушення гладкості. Тоді як використання середньостепеневої апроксимації мінімаксного критерію теоретично дозволяє виправити ситуацію щодо підвищення точності. Функція цілі при середньостепеневої апроксимації мінімаксного критерію має вигляд [14]:

$$F_{target} = \sum_{i=1}^N \left( \sum_{k=1}^M J_{ik} - J_{reference} \right)^\gamma \rightarrow \min, \quad (2.38)$$

де  $\gamma$  - степінь апроксимації,  $\gamma = 3, 4, 5, \dots$

Цільова функція в загальному випадку задається із обмеженнями на шукані параметри  $a_i \leq x_i \leq b_i$ , де  $a_i, b_i$  - мінімальне та максимальне значення параметру. Шуканими параметрами в залежності від структури СЗ можуть бути: радіуси секційних котушок, лінійні розміри рамкової СЗ, висоти розташування СЗ над ОК, зміщення котушок одна відносно іншої. Для такого підходу необхідно виконати перехід від задачі умовної оптимізації до безумовної методом заміни змінних за однією із формул [52]:

$$\begin{aligned} x_i &= b_i + (a_i - b_i) \cdot \sin^2(z_i), \\ x_i &= 0.5 \cdot (a_i - b_i) + 0.5 \cdot (b_i - a_i) \cdot \sin(z_i). \end{aligned} \quad (2.39)$$

При виборі методу оптимізації необхідно враховувати певні особливості, що є характерними при такому формулюванні задачі нелінійного математичного програмування:

- наявність значної кількості локальних екстремумів, тобто багатоекстремальність задачі;
- необхідність пошуку глобального екстремуму;
- складна топологія гіперповерхні пошуку, яка характеризується багатовимірною «яроподібністю», наявністю «плато», точок перегину поверхні тощо;

- наявність обмежень, введення яких до цільової функції ще більш ускладнює топологію поверхні пошуку;
- суттєва нелінійність та можлива недиференційованість функції цілі;
- алгоритмічне або складне аналітичне представлення цільової функції, що потребує значних обчислювальних ресурсів та затрат часу для розрахунків, обумовлює використання громіздких чисельних методів та часто становить непросту самостійну задачу.

Всім цим вимогам задовольняють сучасні метаевристичні стохастичні алгоритми оптимізації як еволюційні, так і поведінкові, які засновані на моделюванні колективної поведінки систем, що самоорганізуються та складаються з агентів які взаємодіють [53, 54].

#### **2.4.1. Стохастичні метаевристичні методи розв'язку задач глобальної оптимізації**

Методи розв'язку задач глобальної оптимізації умовно розділяють на детерміновані і стохастичні. Широке застосування знайшли стохастичні методи пошуку, що застосовують випадковість та, які для такого типу задач ефективніші і дозволяють відшукувати добрі, тобто досяжні оптимальні (субоптимальні) розв'язки [53].

Серед стохастичних методів особливе місце займають евристичні методи, які засновані на імітації природних процесів живої природи і реалізують адаптивний випадковий пошук. До таких методів відносять еволюційні та поведінкові [53, 54].

З-посеред еволюційних метаевристичних методів оптимізації найпоширенішими є генетичні алгоритми (ГА) додаток В. Генетичні алгоритми імітують еволюційний процес природного відбору особин, кожний із яких асоціюється з можливим варіантом розв'язку задачі, що триває декілька життєвих циклів до виконання критерію зупинки. Тоді як поведінкові методи засновані на моделюванні колективної поведінки самоорганізованих систем, що складаються із елементів які взаємодіють. Тобто поведінкові метаевристичні методи оптимізації моделюють колективний розум. В основі поведінкових методів оптимізації закладена біонічна ідея колективної адаптації, тобто механізм розповсюдження інформації в «зграї», «рої», «косяку», що зумовлено вищістю групового інтелекту над розумовими здібностями одного окремого індивідууму [53, 54].

На сьогодні існує ціла низка відомих біонічних популяційних метаевристичних поведінкових алгоритмів, серед яких мурашиний

(Ant Colony Optimization), бджолиний (Bee Colony Optimization), зозулі (Cuckoo Search Algorithm), світлячків (Glowworm Swarm Optimization), мавпячий (Monkey Search Algorithm), бактерій (Bacterial Optimization) та інші.

Особливе місце займає алгоритм оптимізації роєм частинок (Particle Swarm Optimization - PSO), що зумовлено можливістю його застосування для ефективного розв'язку широкого кола задач оптимізації, зокрема неперервної, дискретної, комбінаторної та багатокритеріальної [53].

Одним зі способів покращення пошукових властивостей оптимізаційного алгоритму є його гібридизація з одним або декількома методами пошуку. З одного боку такий підхід дозволяє використовувати переваги кожного із методів, що входить до алгоритму, а з іншого - потребує більшої кількості параметрів стратегії алгоритму. В методі гібридизації зі схемою вкладення алгоритми працюють паралельно або послідовно протягом деякої кількості заданих ітерацій [55]. Для високорівневої гібридизації вкладенням застосовні методи зберігають значну автономію і в кінцевому алгоритмі легко виділяється кожен із них [56-58]. При низькорівневій гібридизації вкладенням комбіновані методи інтегровані настільки сильно, що виділити їх неможливо. Гібридизація типу препроцесор/постпроцесор передбачає, що оптимізація першочергово проводиться одним методом, який знаходить приблизне місце локалізації глобального оптимуму розв'язуваної задачі, а потім запускається інший алгоритм, що уточнює знайдений розв'язок [56-58].

#### **2.4.2. Алгоритм оптимізації роєм частинок PSO зі стратегією випадкової топології зв'язків**

Ключовою особливістю методу PSO є наявність зв'язків між частинками, які визначають, наскільки ефективний процес передачі інформації між окремими агентами рою. Існує два основних підходи їх організації: *gbest* і *lbest* [52, 53].

Канонічна версія PSO використовує підхід *gbest*, в цьому випадку кожна частка рою пов'язана з усіма іншими частинками (топологія «зірка» - див. рис.2.11 а). В результаті кожна частка прагне переміщуватися в бік найкращого розв'язку *g*, знайденого всім роєм. У локальному методі *lbest* частка обмінюється інформацією лише з кількома сусідами, орієнтуючись на найкращий знайдений ними

розв'язок  $g_i$ . При цьому сусідство не обов'язково означає, що частинки знаходяться поруч, а лише визначає, які особи рою інформують дану  $i$ -у частинку. При використанні підходу  $g_{best}$  рій, як правило, швидше сходиться до розв'язку, проте висока швидкість збіжності призводить до менш докладного дослідження простору розв'язків. У методі  $l_{best}$  швидкість збіжності до розв'язку нижче, однак, ймовірність попадання в локальний оптимум менше.

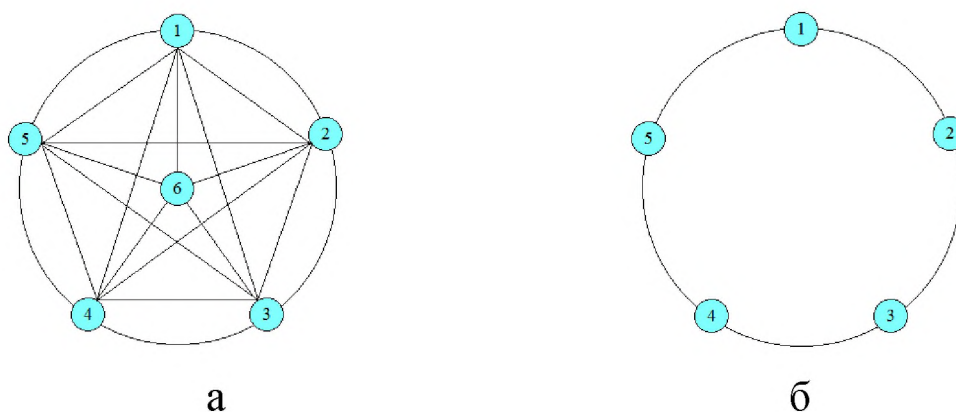


Рисунок 2.11 - Варіанти топології рою частинок [53]:  
а – «зірка»; б – «кільце»

Найпростішим випадком, що реалізує підхід  $l_{best}$ , є топологія «кільце» (див. рис.2.11 б). У цьому випадку кожна  $i$ -та частинка рою має тільки двох інформаторів:  $(i-1)$  - у та  $(i+1)$  - у частки;  $i = \overline{2, s-1}$ . При цьому 1-у частку інформує 2-га і  $s$ -та частки, а  $s$ -ту - частинки з номерами 1 та  $(s-1)$ .

Оскільки найкращої топології зв'язків між частинками рою, що підходить для будь-якого завдання оптимізації, не існує, то часто використовується випадкова топологія, яка може змінюватися від ітерації до ітерації. Для визначення сусідства застосовується матриця інцидентності  $L$  розміру  $s \times s$ , елементи якої  $L_{ij} = 1$  в разі, коли частка  $j$  інформує частку  $i$  і  $L_{ij} = 0$  в іншому випадку. Ця матриця в загальному випадку несиметрична, тобто з того, що  $i$ -та частинка інформує  $j$ -ту не слідує наявність зворотного обміну інформацією про знайдений найкращий розв'язок.

Для мультимодальних задач і завдань високої розмірності бажано, щоб середнє число сусідів у частинки було не дуже велике. З іншого боку, збільшення кількості інформаторів зазвичай збільшує швидкість збіжності алгоритму. А іноді корисно, щоб частка якийсь

час зовсім не мала сусідів і проводила тільки локальний пошук навколо свого найкращого рішення  $p$ , знайденого на минулих ітераціях. Тому, виходячи з цих міркувань, для отримання кращих результатів більш доцільно використовувати змінну кількість інформаторів.

Топологія зв'язків не залишається однією і тією ж протягом всієї роботи алгоритму, а періодично змінюється. В цьому алгоритмі оптимізації зв'язки між частинками оновлюються, якщо після завершення поточної ітерації не відбулося поліпшення глобального розв'язку рою  $g$ . Ця ситуація може свідчити про те, що випадково згенерована топологія виявилася невдалою і, отже, її потрібно змінити, або ж наявні підрої вже знайшли свої локальні оптимуми, і, для забезпечення глобального пошуку, необхідно перебудувати зв'язки.

При випадковій організації зв'язків, кожна частка повинна інформувати не більше  $K$  інших частинок. З цією метою в матриці зв'язків  $L$  в кожному стовпці  $j$  вибирається випадковим чином  $K$  інформованих частинок  $i$ , причому не виключається ймовірність повторного вибору. Всі частинки рою інформують самі себе, тому для елементів головної діагоналі матриці інцидентності  $L_{jj} = 1$ . При такому способі ініціалізації зв'язків кожна  $j$ -та частинка може одночасно інформувати від 1 до  $K + 1$  частинок, а довільна  $i$ -та частинка може мати від 1 до  $s$  інформаторів, але з нерівномірно розподіленою ймовірністю. Імовірність  $p(n)$  того, що частка має рівно  $n$  інформаторів, включаючи себе, визначається за формулою [53]:

$$p(n) = C_{s-1}^{n-1} \left( \frac{K}{s} \right)^{n-1} \left( 1 - \frac{K}{s} \right)^{s-n}, \quad (2.40)$$

де  $C_{s-1}^{n-1}$  - число сполучень із  $(s - 1)$  елементів по  $(n - 1)$  елементу.

Графік розподілу ймовірності установки різної кількості зв'язків між частинками рою для декількох значень  $K$  при розмірі рою  $s = 20$  показаний на рис.2.12. З графіка видно, що з найбільшою ймовірністю у кожній частинки буде близько  $K$  інформаторів, проте їх кількість може бути і менше, що корисно для локального пошуку, і більше, що робить благотворний вплив на глобальний пошук і швидкість збіжності.



При випадковій генерації одного зв'язку для  $i$ -ї частинки в рої розміром  $s$ , ймовірність того, що деяка  $j$ -та виявиться її інформатором дорівнює  $1/s$ , ймовірність того, що вона не буде обрана, становить  $1 - 1/s$ .

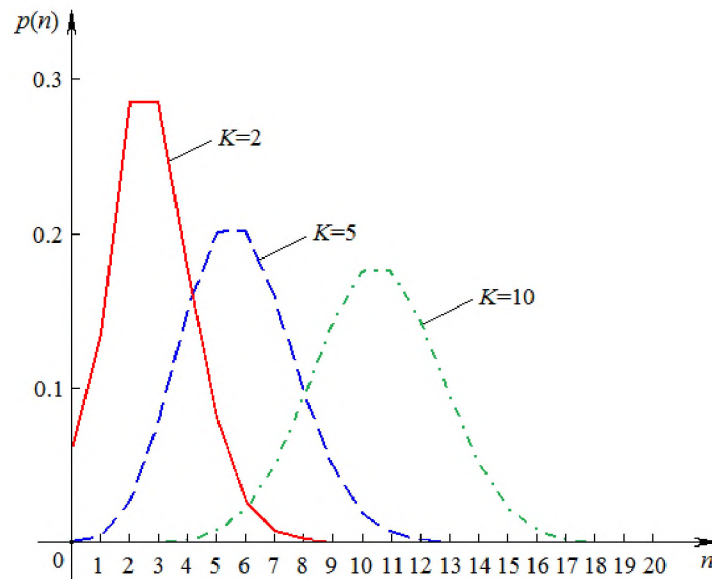


Рисунок 2.12 - Розподіл ймовірності установки  $n$  зв'язків [63]

Тоді ймовірність, що при встановленні  $K$  випадкових зв'язків (можливо з повторами) ця частка не потрапить в список її сусідів складе  $(1 - 1/s)^K$ . В результаті ймовірність того, що  $j$ -та частинка буде інформатором  $i$ -ї має значення  $p = 1 - (1 - 1/s)^K$ . Ймовірність того, що  $j$ -та частка не стане інформатором  $i$ -ї після закінчення  $t$  ітерацій алгоритму PSO дорівнює  $p = (1 - 1/s)^{K^t}$ . Остаточню, ймовірність того, що після  $t$  ітерацій інформація про знайдений  $j$ -ю часткою розв'язок буде передана  $i$ -ї, виявиться рівною [53]:

$$p = 1 - (1 - 1/s)^{K^t} . \quad (2.41)$$

Ця ймовірність збільшується дуже швидко з ростом  $t$  (див. рис.2.13), Тому при використанні випадкової топології параметр  $K$  не повинен бути занадто великим, щоб уникнути надмірно швидкого поширення інформації в рої, а значить і можливості передчасної збіжності до локального розв'язку. При використанні випадкової топології для більшості випадків добрі результати вдається досягти при  $K = 3$  ( $s = 20$ ).

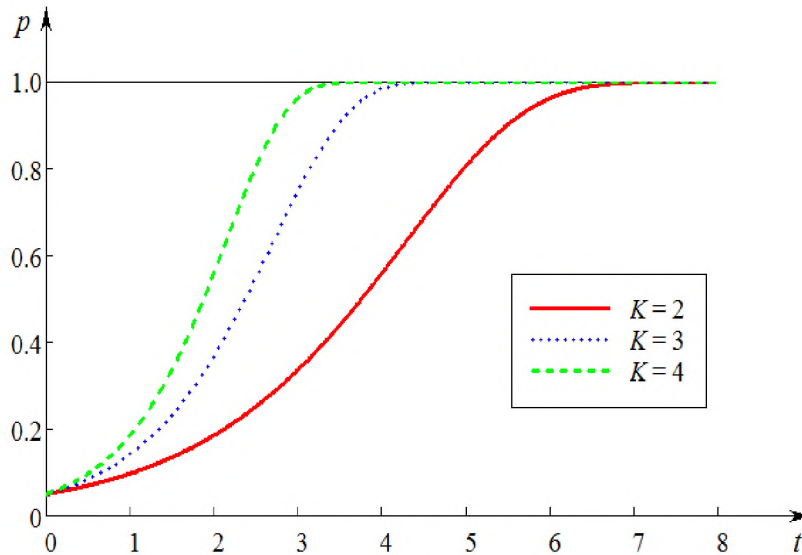


Рисунок 2.13 - Імовірність повної поінформованості рою через  $t$ -ітерацій ( $s = 20$ )

З формули (2.41) маємо, що для того, щоб довільні дві частинки рою обмінялися інформацією з імовірністю  $p$  повинна пройти кількість ітерацій, що обчислюється відповідно до виразу [53]:

$$t = \frac{\ln \left[ \frac{\ln(1-p)}{\ln(1-1/s)} \right]}{\ln K}. \quad (2.42)$$

Отже, якщо розв'язувана задача оптимізації має велику розмірність, або характер топографії цільової функції заздалегідь невідомий доцільним є застосування випадкової динамічно змінної топології зв'язків [52, 53]. В додатку Г наведено такий алгоритм, що реалізовано в пакеті прикладних програм MathCAD15.

### 2.4.3. Гібридний меметичний алгоритм оптимізації на основі генетичного з локальним пошуком симплексним методом Нелдера-Міда

Більшість метаевристичних алгоритмів дозволяють досліджувати весь простір пошуку, проте вони менш ефективні при вивченні окремих невеликих його ділянок.

Дослідження останніх років показують, що ГА є найкращими із наявних методів при розв'язку багатоекстремальних задач оптимізації. Такі задачі успішно розв'язуються ГА, але значні затрати часу на

їх розв'язок стримують їх застосування в складних задачах, що відрізняються великими обсягами розрахунку цільової функції, які задаються або аналітично, або алгоритмічно [52].

Важливою особливістю ГА є те, що генетичні оператори кросовера, мутації та інверсії в процесі генерування нащадків не використовують інформацію про локальний рельєф поверхні цільової функції і ця властивість є перспективною. Генерування нащадків в ГА здійснюється випадково. Тому в процесі еволюції існують і невдалі нащадки, які в підсумку збільшують кількість звернень до цільової функції, що збільшує час пошуку глобального екстремуму. Гібридний алгоритм на основі генетичного з локальним пошуком методом Нелдера-Міда здатен з необхідною точністю здійснити пошук глобального екстремуму з найменшою кількістю звернень до цільової функції [52, 53]. Цей гібрид ГА зберігає в собі генетичні якості стохастичної селекції популяції пошукових точок, а для виключення невдалих нащадків при їх генеруванні в алгоритмі застосовується процедура регулярного пошуку локальних екстремумів. Одним із найбільш популярних і ефективних методів локального пошуку, що не вимагає обчислення похідних цільової функції є алгоритм Нелдера-Міда [52, 53]. Цей пошуковий алгоритм в своїй роботі використовує операції відображення, розтягування, стискання та редукцію симплекса. Кількість вершин в багатограннику зазвичай вибирається більшим на одиницю ніж розмірність простору пошуку. На кожній ітерації методу здійснюється сортування наявних вершин за значенням функції, яка оптимізується і найгірша за значенням цільової функції вершина відображується через центр тяжіння інших вершин багатогранника. Якщо отримана після відображення точка буде найкраща за інші в симплексі вершин, то багатогранник розтягується в цьому перспективному напрямку пошуку. При невдалому відображенні здійснюється його стискання. У випадку невдачі, що може свідчити, що пошук здійснюється в околі оптимальної точки і наявний багатогранник занадто великий для пошуку, координати всіх його точок, окрім найкращої, перераховуються так, що багатогранник стискається у напрямку до точки з мінімальним значенням функції, яка оптимізується. Параметрами алгоритму Нелдера-Міда є коефіцієнти відображення, стискання і розтягування, які зазвичай вибираються рівними 1, 0.5, 2 відповідно.

Окрім того, в процесі регулярного пошуку гібрид ГА здатен знайти глобальний екстремум за межами заданого діапазону зміни змінних [52, 53]. В додатку Д наведено такий алгоритм, що реалізовано в пакеті прикладних програм MathCAD15.

#### 2.4.4. Гібридний алгоритм оптимізації роєм частинок з еволюційним формуванням складу рою

В роботах [59-61] показано, що метод оптимізації роєм частинок у більшості випадків більш ефективний, ніж генетичні алгоритми при оптимізації унімодальних та «яроподібних» функцій і дозволяє відшукувати прийнятний розв'язок за меншу кількість обрахунків цільової функції. Проте при оптимізації багатоекстремальних функцій, ГА за рахунок оператора мутації має більше шансів уникнути потрапляння в локальний оптимум [53]. Отже, гібридизація цих двох методів є корисною для розв'язку широкого класу задач.

В роботі [53] наводиться опис гібридного методу оптимізації роєм частинок з еволюційним формуванням складу популяції, що побудований на основі алгоритму PSO із випадковою топологією зв'язків із додаванням до нього генетичних операторів. В описаному алгоритмі PSO-GA [53] як оператор кросовера використовується нерівномірне схрещування [62], яке є найбільш вдалим для пошуку оптимуму функцій багатьох дійсних змінних. На відміну від звичайного ГА із дійсними хромосомами, схрещування здійснюється не тільки для координат, але і для швидкості частинок. При такому способі схрещування нащадки виявляються всередині гіперкубу в протилежних діагональних вершинах якого розташовані частинки-батьки. Як оператор мутації для нащадків рою частинок застосовується звичайна гаусівська мутація, в якій, щоб уникнути виходу за межі простору пошуку враховується відстань до границі простору пошуку. Оскільки процес передачі інформації між частинками відіграє важливу роль при пошуку оптимуму, то з метою підвищення ефективності ГА також додатково вводиться оператор кросовера для зв'язків. При його застосуванні нащадок копіює кожний зв'язок випадково у одного із батьків. При цьому середня кількість зв'язків практично не змінюється [53].

Перед застосуванням генетичних операторів частинки рою сортуються від найкращого до найгіршого плинного значення цільової функції. Тобто на початок рою потрапляють найкращі частинки, які надалі будуть батьківськими особинами. Результати тестування на різноманітних функціях свідчать про те, що ГА дозволяє за ту ж кількість обрахунків цільової функції знайти кращий розв'язок [53]. Як зазначають автори [53], пошукові властивості алгоритму PSO-GA можна покращити шляхом підбору значень параметрів генетичних операторів для конкретної задачі. Отже, гібридизація метода роєм

частинок з генетичними алгоритмами позитивно відображається як на якості, так і на швидкості пошуку розв'язку.

Отже, враховуючи практично відсутню апріорну допоміжну інформацію щодо топології гіперповерхні відгуку, в якості алгоритмів пошуку оптимуму обрано стохастичні метаевристичні їх різновиди. Вони є досить потужними засобами розв'язку оптимізаційних задач у випадках багатовимірності, багатоекстремальності, наявності обмежень на змінні, недиференційовності, багатовимірного ярового виду цільових функцій. Тому доцільно використовувати в дослідженнях групи алгоритмів, які дозволяють відшукувати субоптимальні, тобто досяжно близькі до точних, розв'язки задачі.

Різновидами таких алгоритмів є еволюційний меметичний гібридний генетичний алгоритм з локальним пошуком екстремуму симплексним методом Нелдера-Міда; біонічний поведінковий алгоритм оптимізації роєм часток зі стратегією випадкової топології зв'язків, який заснований на моделюванні колективної поведінки самоорганізованих систем, що складений з елементів, які взаємодіють; низькорівневий гібридний алгоритм оптимізації роєм часток із еволюційним формуванням складу рою, який об'єднує високу пошукову здатність до знаходження глобального екстремуму, що властива ГА з ефективністю його визначення в умовах ярового характеру цільової функції, яка є відмінною особливістю ройових алгоритмів. Всім цим алгоритмам притаманна значна швидкість збіжності в умовах високої розмірності простору пошуку.

## **2.5. Верифікація результатів синтезу систем збудження рухомих вихрострумів перетворювачів з використанням “точних” математичних моделей**

Верифікація результатів синтезу СЗ рухомих ВСП здійснюється в наступній послідовності (рис.2.14):

- Отримані параметри СЗ в результаті оптимального синтезу, такі як, кількість секцій  $M_i$ , МРС -  $I_{wi}$ , геометричні параметри, просторові координати розташування СЗ у просторі підставляються в вирази (2.29)-(2.31) «точної» електродинамічної математичної моделі ВСП із врахуванням параметру форми для кожного виду форми катушки.

- Задаються електрофізичні параметри ОК та параметри джерела збудження СЗ та розраховується синтезований розподіл ГВС.

- Розраховується похибка синтезу в кожній точці  $N$  заданої зони контролю за формулою:  $\delta_i = \frac{J_{i.cинт.} - J_{i.ref.}}{J_{i.ref.}} \cdot 100\%$ , де  $i = 1 \dots N$ ,  $J_{i.ref.}$  - заданий бажаний розподіл ГВС.

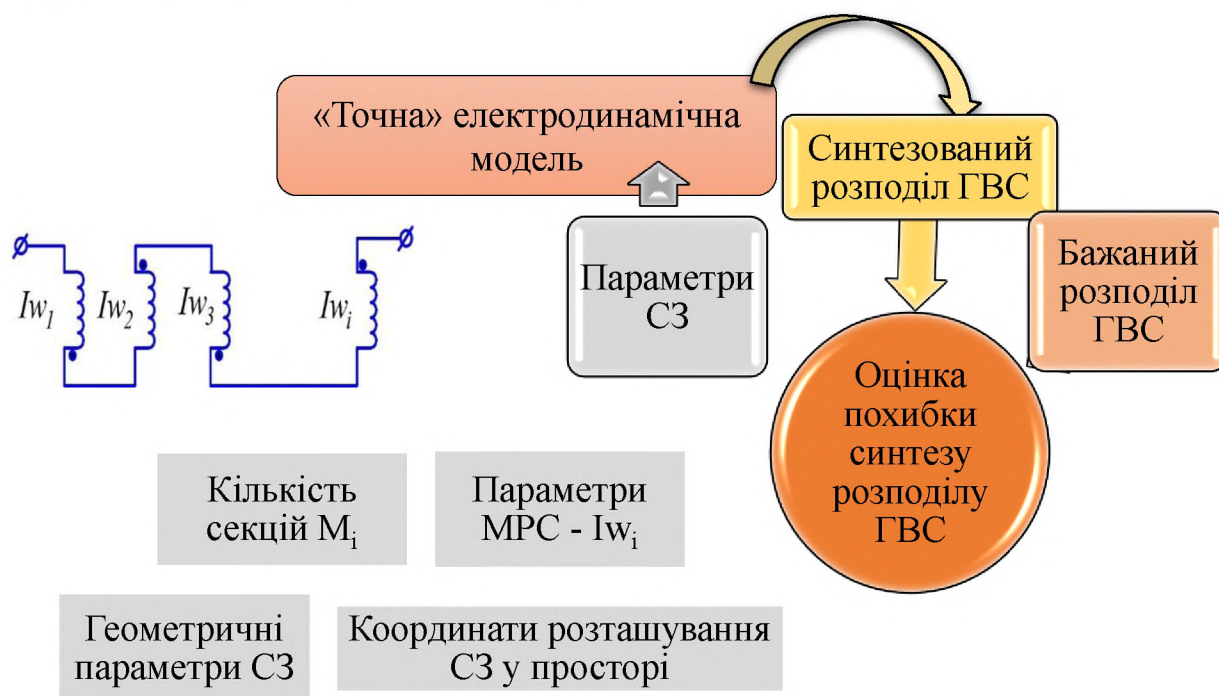


Рисунок 2.14 - Алгоритм виконання оцінки похибки синтезу

## Список використаних джерел до глави 2

1. Gal'chenko V.Ya., Vorob'ev M.A. Structural synthesis of detachable eddy-current probes with a given distribution of the probing field in the test zone // Russian Journal of Nondestructive Testing. - 2005. - V. 41. - № 1. - P. 29–33.
2. Гальченко В.Я., Павлов О.К., Воробйов М.О. Нелінійний синтез магнітних полів збудження вихрострумових перетворювачів дефектоскопів // Методи і прилади контролю якості. - 2002. - № 8. - С. 3-5.
3. Норенков И.П. Основы автоматического проектирования. Москва: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2002. - 336 с.
4. Норенков И.П. Автоматизированное проектирование. Учебник. Серия: Информатика в техническом университете. Москва: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2000. - 188 с.
5. Ли К. Основы САПР (CAD/CAV/CAE). Санкт-Петербург: Питер, 2006. - 580 с.

6. Корячко В.П., Курейгин В.М., Норенков И.П. Теоретические основы САПР. Москва: Энергоатомиздат, 1987. - 400 с.
7. Андронов С.А. Методы оптимального проектирования. Санкт-Петербург: СПбГУАП, 2001. - 168 с.
8. Аветисян Д.А. Автоматизация проектирования электротехнических систем и устройств. Москва: Высшая школа, 2005. - 511 с.
9. Свирщева Э.А. Структурный синтез неизоморфных систем с однородными компонентами. Харьков: ХТУРЕ, 1998. - 256 с.
10. Черноруцкий И.Г. Оптимальный параметрический синтез. Ленинград: Энергоатомиздат, 1987. - 128 с.
11. Побудова RBF-метамodelей структур збудження рухомого концентричного вихрострумового перетворювача [Текст] / В. Я. Гальченко, Р. В. Трембовецька, В. В. Тичков // Електротехніка та електромеханіка. – 2019. – № 2 . – С. 28-38.
12. Studying the computational resource demands of mathematical models for moving surface eddy current probes for synthesis problems [Text] / R. V. Trembovetska, V. Ya. Halchenko, V. V. Tychkov // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2018. - № 5/5 (95). - P. 39-46.
13. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Storchak A.V. Nonlinear surrogate synthesis of the surface circular eddy current probes // Przegląd elektrotechniczny. – 2019. - № 9. – P. 76-82.
14. Оптимальний сурогатний параметричний синтез накладних кругових неспіввісних вихрострумових перетворювачів із рівномірною чутливістю в зоні контролю [Текст] / Р. В. Трембовецька, В. Я. Гальченко, В. В. Тичков // Вісник Херсонського національного технічного університету. – 2019. – № 2(69). - Частина 2. - С. 118-125.
15. Линейный синтез несоосных накладных вихретоковых преобразователей [Текст] / В. Я. Гальченко, Р. В. Трембовецкая, В. В. Тычков // International Journal “NDT Days”. - 2019. – Vol. 2. – Issue. 3. - P. 259-268.
16. Multiparameter hybrid neural network metamodel of eddy current probes with volumetric structure of excitation system / R.V. Trembovetska, V.Y. Halchenko, V.V. Tychkov // International Scientific Journal «Mathematical Modeling». – 2019. - vol. 3. - Issue 4. - P. 113-116.
17. Linear Synthesis of Uniform Anaxial Eddy Current Probes with a Volumetric Structure of the Excitation System / R. V. Trembovetska, V.

Ya. Halchenko, V. V. Tychkov, A. V. Storchak // International Journal “NDT Days”. - 2020. – Vol. 3. – Issue. 4. - P. 184-190.

18. Linear synthesis of frame eddy current probes with a planar excitation system / R. V. Trembovetska, V. Ya. Halchenko, V. V. Tychkov, C. V. Bazilo // International Scientific Journal «Mathematical Modeling». – 2020. - vol. 4. - Issue 3. – P. 86-90.

19. The RBF-Metamodel Development of Surface Eddy-Current Probe for the Surrogate Optimal Synthesis Problem [Text] / V. Ya. Halchenko, R. V. Trembovetska, V. V. Tychkov // International Journal “NDT Days”. – 2018. – Vol. 1, Issue 4. – P. 425-433.

20. Застосування нейрокомп'ютинга на етапі побудови метамоделей в процесі оптимального сурогатного синтезу антен [Текст] / В. Я. Гальченко, Р. В. Трембовецька, В. В. Тичков // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2018. – № 74. – с. 60-72.

21. Нейромережева метамодел ь циліндричного накладного вихрострумового перетворювача як складова сурогатного оптимального синтезу [Текст] / В. Я. Гальченко, Р. В. Трембовецька, В. В. Тичков // Вісник Херсонського національного технічного університету. – 2018. – № 3 (66). – Т. 1. – С. 32–38.

22. Відновлення приповерхневих радіальних профілів електрофізичних характеристик циліндричних об'єктів при вихрострумових вимірюваннях із наявністю апріорних даних. Формування вибірки для побудови сурогатної моделі / В.Я. Гальченко, В.В. Тичков, А.В. Сторчак, Р.В. Трембовецька // Український метрологічний журнал. – 2020. – № 1. – С. 35-50.

23. Itaya T., Ishida K., Kubota Y. et al. Visualization of Eddy Current Distributions for Arbitrarily Shaped Coils Parallel to a Moving Conductor Slab // Progress In Electromagnetics Research M. - 2016. - V. 47. - P. 1-12.

24. Itaya T., Ishida K., Tanaka A. et al. Eddy Current Distribution for a Rectangular Coil Arranged Parallel to a Moving Conductor Slab // IET Science, Measurement & Technology. – 2012. V. 6. - № 2. – P. 43–51.

25. Ishida T., Itaya T., Tanaka A. et al. Magnetic Field Analysis of an Arbitrary Shaped Coil Using Shape Functions // IEEE Transactions on Magnetics. – 2009. – V. 45. - № 1. – P. 104–112.

26. Panas S.M., Kriezis E.E. Eddy current distribution due to a rectangular current frame moving above a conducting slab // Archiv für Elektrotechnik. – 1986. - V. 69. - № 3. – P. 185–191.



27. Thollon F., Lebrun B., Burais N. et al. Numerical and experimental study of eddy current probes in NDT of structures with deep flaws // *NDT & E international*. – 1995. – P. 97–102.

28. Theodoulidis T., Bowler J.R. Interaction of an eddy-current coil with a right-angled conductive wedge // *IEEE Transactions on Magnetics*. – 2010. – P. 1034–1042.

29. Itaya T., Ishida K., Tanaka A., Takehira N., Miki T. A New Analytical Method for Calculation of the Eddy Current Distribution and its Application to a System of Conductor-Stab and Rectangular Coil // *PIERS Online*. – 2011. – V. 7. - № 8. - P. 766-770.

30. Ландау Л.Д., Лифшиц Е.М. Теоретическая физика. Электродинамика сплошных сред. - 2-е изд., испр. - М.: Наука. Гл. Ред. Физ.-мат. Лит., 1982. - 621 с. (т. VIII).

31. Поливанов К.М. Электродинамика движущихся тел / К.М. Поливанов. - М. : Энергоиздат, 1982. - 192 с.

32. Santner T.J., Williams B.J., Notz W.I. The Design and Analysis of Computer Experiments. New York : Springer (Springer series in statistics); 2nd ed. 2018. - 446 p.

33. Koziel S., Yang Xin-She. Computational Optimization, Methods and Algorithms. Springer-Verlag Berlin Heidelberg (Studies in Computational Intelligence); 1st ed. 2016. – 292 p.

34. Ping J., Qi Z., Xinyu S. Surrogate Model-Based Engineering Design and Optimization. Springer (Springer Tracts in Mechanical Engineering); 1st ed. 2020 edition (3 January 2020). – 252 p.

35. El-Ghazali T. Metaheuristics From Design To Implementation. Wiley: (Wiley Series on Parallel and Distributed Computing); 1st ed. 2009. – 618 p.

36. Кельтон В., Лоу А. Имитационное моделирование. - 3-е изд. — СПб.; Питер: Киев: Издательская группа ВНУ, 2004. – 847 с.

37. Kuipers L., Niederreiter H., Uniform distribution of sequences. A Wiley-interscience publication, 1974. - 406 p.

38. Джекел П. Применение методов Монте-Карло в финансах. - М.: Интернет-трейдинг, 2004. – 256 с.

39. Радченко С.Г. Методология регрессионного анализа: монография / Станіслав Радченко. – Київ: «Корнійчук», 2011. – 375 с.

40. Hellekalek P., Larcher G., Beck J. and others. Random and Quasi-Random Point Sets. Springer: (Lecture notes in statistics 138); 1st ed. 1998 edition (9 October 1998). – 334 p.

41. Roberts M. The unreasonable effectiveness of quasirandom sequences. - May 2018. - [online] <http://extremelearning.com.au/unreasonable-effectiveness-of-quasirandom-sequences/>.

42. Elsayah M. Constructing Uniform Experimental Designs: In View of Centered and Wrap-around Discrepancy. LAP LAMBERT Academic Publishing: (Theory of probability, stochastics, mathematical statistics); 1st ed. 2014. - 168 p.

43. Соболев И.М., Статников Р.Б. Выбор оптимальных параметров в задачах со многими критериями. 2-е изд., перераб. и доп. - Москва: Дрофа, 2006. - 175 с.

44. The Construction of Effective Multidimensional Computer Designs of Experiments Based on a Quasi-random Additive Recursive Rd-sequence / Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tyckov V.V., Storchak A.V. // Applied Computer Systems. – 2020. – vol. 25, no. 1, pp. 70-76.

45. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. (Україна). Свідоцтво 102018 Україна про реєстрацію авторського права на твір «Комп'ютерна програма «Програма створення багатовимірного комп'ютерного однорідного плану експерименту на основі R-послідовностей»»; заявник та власник Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. - №103492; заявл.24.12.20; зареєстровано 25.01.21 в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

46. Методи створення метамоделей: стан питання / В.Я. Гальченко, Р.В. Трембовецька, В.В. Тичков, А.В. Сторчак // Вісник Вінницького політехнічного інституту. - 2020. – № 4 (151). - С. 74 – 88.

47. Trembovetska R. V., Halchenko V. Ya., Tyckov V. V. The Approximation Surface Review of the Multidimensional Target Function for Surrogate Optimization Problem. Advanced Information Systems and Technologies: VI International scientific conference, Sumy, 16–18 May, 2018 : proceedings. – [Edited by S. I. Protsenko, V. V. Shendryk]. – Sumy: Sumy State University. - 2018. - P. 34–38.

48. Трембовецька Р. В., Гальченко В. Я., Тичков В. В. Побудова MLP-метамоделі накладного вихрострумowego перетворювача для задач сурогатного оптимального синтезу. Технічні вісті. - 2018. - № 1(47). - № 2(48). - С. 27-31.

49. Трембовецька Р. В., Гальченко В. Я., Тичков В. В. Методи покращення точності нейромережових метамоделей накладних вихрострумowych перетворювачів для сурогатного синтезу. Non-Destructive Testing in Context of the Associated Membership of Ukraine

in the European Union (NDT-UA 2018) : 2-nd scientific conference with international participation, Poland, Lublin, 15–19 october 2018. : Conference proceedings. – Poland : USNDT. - 2018. - № 2. - P. 47-49.

50. Linear Synthesis of Uniform Anaxial Eddy Current Probes with a Volumetric Structure of the Excitation System / R. V. Trembovetska, V. Ya. Halchenko, V. V. Tychkov, A. V. Storchak // International Journal “NDT Days”. - 2020. – Vol. 3. – Issue. 4. - P. 184-190.

51. Бринк Х., Ричардс Дж., Феверолф М. Машинное обучение. Спб.: Питер, 2017. - 336 с.

52. Гальченко В.Я., Трембовецкая Р.В. MathCAD: математические методы и инструментальные средства оптимизации. Черкассы: ЧП Гордиенко Е.И., 2018. - 516 с.

53. Гальченко В.Я., Якимов А.Н. Популяционные метаэвристические алгоритмы оптимизации рою частиц: Учебное пособие. Черкассы: ФЛП Третьяков А.Н., 2015. - 160 с.

54. Скобцов Ю.А., Федоров Е.Е. Метаэвристики: монография. Донецк: Ноулидж, 2013. - 426 с.

55. Wong X. Hybrid nature-inspired computation method for optimization. Doctoral Dissertation. – Helsinki University of Technology, 2009. – 161 p.

56. Антух А.Э., Карпенко А.П. Глобальная оптимизация на основе гибридизации методов рою частиц, эволюция разума и клональной селекции // Наука и образование: электронное научно-техническое издание. – 2012. – № 8. – Режим доступа: <http://technomag.edu.ru/doc/431723.html>.

57. Krasnogor N. Studies on the Theory and Design Space of Memetic Algorithms // Ph.D. Thesis. – Faculty of Computing. – Mathematics and Engineering University of the West of England. – Bristol, U.K., 2002. – 289 p.

58. El-Ghazali Talbi. Metaheuristics. From design to implementation. – New Jersey: Wiley, 2009. – 618 p.

59. Angeline P. Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: Philosophy and performance differences // Evolutionary Programming VII (Berlin: Springer). – 1998. – P. 601-610.

60. Hassan R., Cohanin B., Weck O., Venter G. A comparison of particle swarm optimization and the genetic algorithm // 46<sup>th</sup> AIAA/ASME/ASCE/AHS/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. – 2005. – P. 1-13.

61. Гальченко В.Я., Якимов А.Н., Остапушенко Д.Л. Поиск глобального оптимума функций с использованием гибрида мультиагентной роевой оптимизации с эволюционным формированием состава популяции // Информационные технологии. – 2010. – № 10. – С. 9-16.

62. Неитеративные, эволюционные и мультиагентные методы синтеза нечеткологических и нейросетевых моделей: Монография / [под ред. С.А. Субботина]. – Запорожье: Издательство ЗНТУ, 2009. – 375 с.

63. Свідоцтво 108292 Україна про реєстрацію авторського права на твір «Комп'ютерна програма «Програма створення багатовимірного однорідного комп'ютерного плану експерименту на основі ЛП<sub>T</sub>-послідовностей Соболя»» [Текст] / Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. (Україна); заявник та власник Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. - №с202106295; заявл. 10.09.21; зареєстровано 30.09.21 в Державному реєстрі свідоцтв про реєстрацію авторського права на твір.

### ГЛАВА 3. МЕТОД СУРОГАТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО СИНТЕЗУ КРУГОВИХ РУХОМИХ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ

#### 3.1. «Точна» електродинамічна модель рухомих кругових накладних вихрострумів перетворювачів

Розглядаємо в якості структури збудження рухомого НВСП одинарний виток кругової форми із радіусом  $r_0$  (рис.3.1, *a*), який збуджується змінним струмом  $I$  частотою  $\omega$ . Дана структура розташована на висоті  $z_0$  над ОК товщиною  $d$  з постійною питомою електричною провідністю  $\sigma$  та магнітною проникливістю  $\mu_r$  (рис.3.1). Швидкість руху перетворювача  $\vec{v} = (v_x, v_y, 0)$  є сталою.

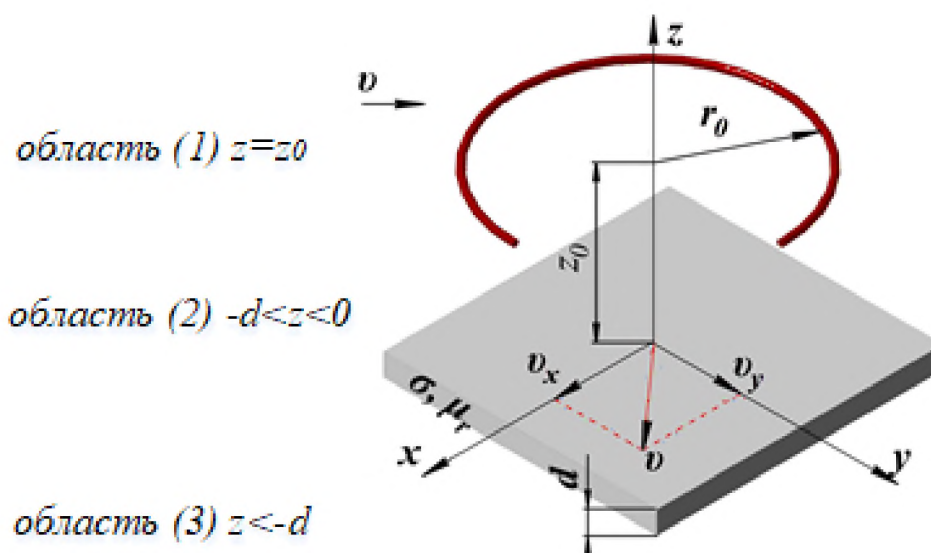


Рисунок 3.1 - Геометрична модель котушки збудження ВСП у вигляді одинарного витка кругової форми

Аналітичний розв'язок системи рівнянь (2.6) за прийнятих припущень у розділі 2.2 з урахуванням умов неперервності тангенціальних складових напруженості магнітного поля  $H_{1t} = H_{2t}$ , та нормальних складових магнітної індукції  $B_{1n} = B_{2n}$  на границях розділу середовищ  $z = 0$  та  $z = -d$ , дозволив авторам [1-4] отримати «точні» функціональні залежності розподілу компонент магнітної індукції  $B_x, B_y, B_z$  в середовищі ОК:

$$\begin{aligned}
B_{2x} = & \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi}{\eta \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \left[ \begin{aligned} & -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ & + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{aligned} \right] \times \right. \\
& \times e^{\gamma \cdot z} + \left. \left[ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right] \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\
& \times S(\xi, \eta) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta,
\end{aligned} \tag{3.1}$$

$$\begin{aligned}
B_{2y} = & \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \left[ \begin{aligned} & -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ & + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{aligned} \right] \times \right. \\
& \times e^{\gamma \cdot z} + \left. \left[ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right] \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\
& \times S(\xi, \eta) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta,
\end{aligned} \tag{3.2}$$

$$\begin{aligned}
B_{2z} = & j \cdot \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi^2 + \eta^2}{\eta \cdot \gamma \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \left[ \begin{aligned} & -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ & + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{aligned} \right] \times \right. \\
& \times e^{\gamma \cdot z} - \left. \left[ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right] \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\
& \times S(\xi, \eta) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta,
\end{aligned} \tag{3.3}$$

де  $B_{2x}$ ,  $B_{2y}$ ,  $B_{2z}$  - складові магнітної індукції за просторовими координатами;

$u_x$ ,  $u_y$  - складові швидкості руху кругового НВСП відносно ОК.

Ці вирази є адекватними у локальній системі координат (ЛСК), де початок координат співпадає з центром витка. Кратні невласні інтеграли першого роду, які вони містять, розраховуються чисельно методом усічення.

Вирази (3.1)-(3.2) дозволяють отримати «точну» математичну модель розподілу ГВС для кругового НВСП. Для цього визначаються похідні за складовими магнітного потоку:

$$\begin{aligned} \frac{\partial B_x}{\partial z} &= \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi}{\eta \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right] \cdot e^{-\gamma \cdot z} \cdot \gamma + \\ &+ \left\{ 1 + \lambda_0 - v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot (-e^{-\gamma \cdot z} \cdot \gamma) \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ &\times S(\xi, \eta) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial B_y}{\partial z} &= \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ +v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right] \cdot e^{\gamma \cdot z} \cdot \gamma + \\ &+ \left\{ 1 + \lambda_0 - v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot (-e^{-\gamma \cdot z} \cdot \gamma) \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ &\times S(\xi, \eta) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial B_z}{\partial x} &= j \cdot \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi^2 + \eta^2}{\eta \cdot \gamma \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ +v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right] \cdot e^{\gamma \cdot z} - \\ &- \left\{ 1 + \lambda_0 - v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ &\times S(\xi, \eta) \cdot (-\xi \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} \cdot j) d\xi d\eta, \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial B_z}{\partial y} &= j \cdot \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi^2 + \eta^2}{\eta \cdot \gamma \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ +v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right] \cdot e^{\gamma \cdot z} - \\ &- \left\{ 1 + \lambda_0 - v_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ &\times S(\xi, \eta) \cdot (-\eta \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} \cdot j) d\xi d\eta. \end{aligned}$$

Тоді складові ГВС за просторовими координатами  $x, y, z$  відповідно визначаються за формулами (2.17)-(2.19) [1]:

$$J_x = -\frac{I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\gamma^2 - \xi^2 - \eta^2}{\eta \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \begin{aligned} & \left\{ -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \right. \\ & \left. + v_0 \cdot e^{\left( \gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right) \cdot d} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \\ & - \left\{ 1 + \lambda_0 - v_0 \cdot e^{\left( \gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ & \times S(\xi, \eta) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta, \end{aligned} \quad (3.4)$$

$$J_y = \frac{I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi \cdot (\gamma^2 - \xi^2 - \eta^2)}{\eta \cdot \gamma \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \cdot \left[ \begin{aligned} & \left\{ -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \right. \\ & \left. + v_0 \cdot e^{\left( \gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right) \cdot d} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \\ & - \left\{ 1 + \lambda_0 - v_0 \cdot e^{\left( \gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2} \right) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ & \times S(\xi, \eta) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta. \end{aligned} \quad (3.5)$$

В реальних конструкціях ВСП в якості структури збудження застосовується не один виток (рис.3.1, а-в), а котушка, яка має  $w$  витків (рис.3.2). Тоді для розрахунку розподілу ГВС необхідно математичну модель (3.1)-(3.3) доповнити інтегруванням за площею поперечного перетину котушки.

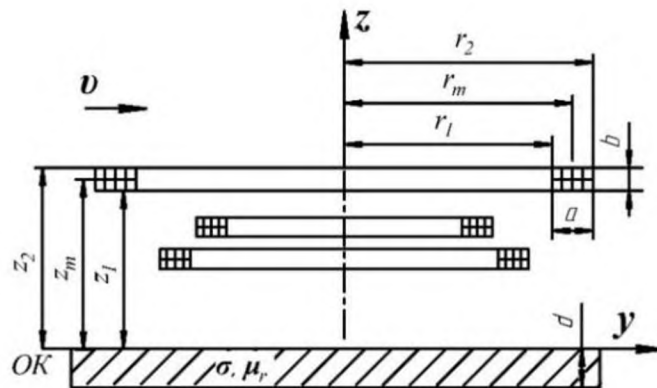


Рисунок 3.2 - Геометрична модель кругової СЗ із котушками з прямокутним поперечним перетином



Для круглої котушки з прямокутним поперечним перетином  $a \times b$  (рис.3.2) інтегрування за площею задається виразом [2]:

$$\begin{aligned} & \frac{w}{a \cdot b} \cdot \int_{-a/2}^{a/2} -j \cdot \frac{2 \cdot \pi \cdot (r_m + p) \cdot \eta}{\sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot J_1\left((r_m + p) \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) dp \times \\ & \times \left[ \frac{e^{z_m \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}}}{\sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \left( e^{-\left(\frac{b}{2} \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right)} - e^{\left(\frac{b}{2} \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right)} \right) \right] = \quad (3.6) \\ & = \frac{w}{a \cdot b} \cdot I_s(r_m, a) \cdot I_E(z_m, b), \end{aligned}$$

де  $I_s( )$ ,  $I_E( )$  - відповідні функціональні залежності з інтегральними операторами;

$J_1$  - функція Бесселя 1-го роду 1-го порядку від комплексного аргументу;

$a = r_2 - r_1$ ;  $b = z_2 - z_1$ ;  $r_m = (r_1 + r_2)/2$ ;  $z_m = (z_1 + z_2)/2$  - середнє значення радіусу та висоти розташування котушки відповідно.

Для розрахунку «точних» електродинамічних математичних моделей (3.1)-(3.5) розроблено програмне забезпечення мовою програмування MathCAD.

Розрахунок розподілу ГВС для витка котушки збудження круглої форми з метою його візуалізації виконувався для випадку варіювання двох параметрів  $J = f(x, y)$  (рис.3.1) та фіксованих інших за формулами (3.4)-(3.5) «точної» математичної моделі при наступних вихідних даних: для випадку нерухомого НВСП -  $x = 0 \dots 30$  мм,  $y = 0 \dots 30$  мм,  $r = 5$  мм; для випадку рухомого НВСП -  $v = (40, 0, 0)$  м/с;  $x = -30 \dots 30$  мм,  $y = 0 \dots 30$  мм,  $r = 5, 10, 15$  мм; товщина струмопровідного матеріалу  $d = 10$  мм; висота розташування витка котушки над ОК  $z_0 = 3$  мм; частота  $f = 100$  Гц; електрофізичні параметри матеріалу  $\sigma = 3.745 \cdot 10^7$  См/м,  $\mu_r = 1$ , сила струму  $I = 1$  А.

На рис.3.3 а-з показано 3D-розподіл ГВС та ліній рівня для деяких радіусів витків котушки збудження. Так, на рис.3.3 а, б наведено результати моделювання для нерухомого НВСП, а на рис.3.3, в-з - результати розрахунку розподілу ГВС при врахуванні ефекту швидкості.

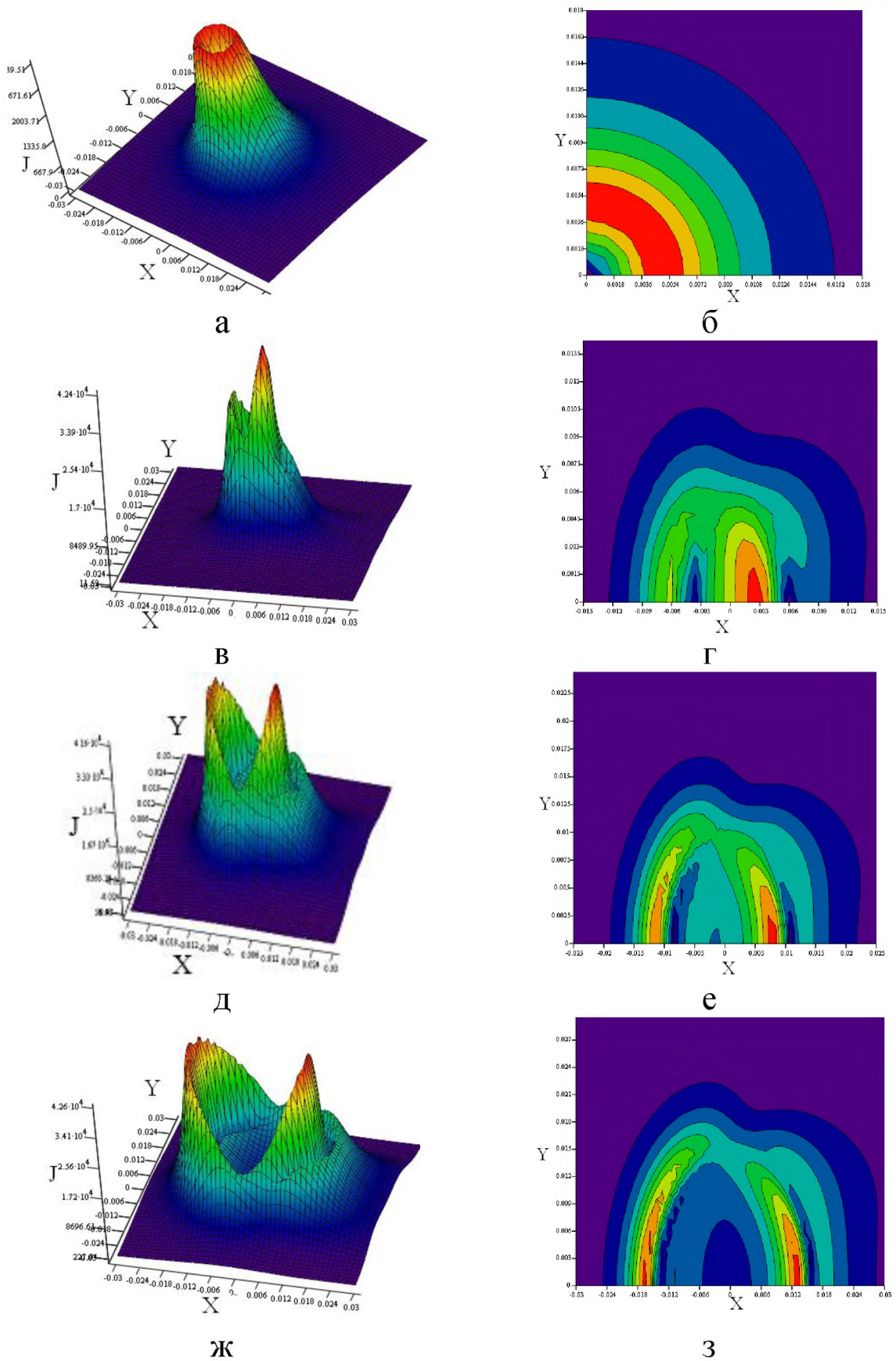


Рисунок 3.3 - Розподіл ГВС в ОК в зоні контролю  $30 \times 30$  мм визначений за «точною» математичною моделлю: а, б – НВСП нерухомий, котушка збудження  $r = 5$  мм НВСП; в, г – рухомий, котушка збудження  $r = 5$  мм; д, е – НВСП рухомий, котушка збудження  $r = 10$  мм; ж, з – НВСП рухомий, котушка збудження  $r = 15$  мм

Затрати часу на розрахунок ГВС для тестової області за «точною» математичною моделлю для випадків нерухомого перетворювача та при врахуванні ефекту швидкості складає від 3.5 до 20 годин відповідно [5].

### **3.2. Побудова метамоделей кругових накладних вихрострумів перетворювачів**

Планарна (пласка) кругова структура СЗ характеризується наявністю  $M$  котушок із радіусами  $r_{0i}$  ( $i = 1 \dots M$ ) із рівномірним  $\Delta r = \text{const}$  або нерівномірним  $\Delta r = \text{var}$  їх розташуванням, що знаходяться на одній висоті  $z_0$  над ОК. На відміну від планарної структури СЗ для характеристики об'ємної додається ще один параметр, а саме висота розташування котушок  $z_{0i}$  над ОК [6]. Координати контрольних точок  $Q_i$ ,  $i = 1 \dots N$  задаються в глобальній системі координат (ГСК), потім перераховуються в  $k$ -ту ЛСК. В ЛСК розрахунок ГВС виконується в кожній контрольній точці за виразами (3.4), (3.5), а потім результуючі значення отримуються як суперпозиція в кожній точці  $i = 1 \dots N$  від всіх  $M$  котушок (рис.3.4).

Схема їх включення - зустрічна або узгоджена, а струм живлення  $I$  може бути як однаковим, так і різним для кожної із котушок. Як варіант структури збудження на рис.3.4 а показана система концентричних котушок із різними радіусами, що розташована на однаковій висоті  $z_0$  над ОК. На рис.3.4 б показана система збудження із котушок різних радіусів, що розташовані на однаковій висоті, при цьому центри котушок зміщені, тобто котушки не концентричні. Рис.3.4 в демонструє систему котушок із різними радіусами, котрі розташовані на різних висотах та зі зміщенням центрів одного відносно інших [6].

Сформулюємо задачу багатовимірної апроксимації математично для ряду структур СЗ НВСП у вигляді функціональних апроксимаційних залежностей розподілу ГВС. В табл.2.8 наведено різновиди таких залежностей, де  $x$  та  $y$  є просторовими координатами на поверхні ОК в зоні контролю. В наступних розділах детально розглядається побудова багатовимірних апроксимаційних моделей для деяких випадків структур СЗ НВСП.

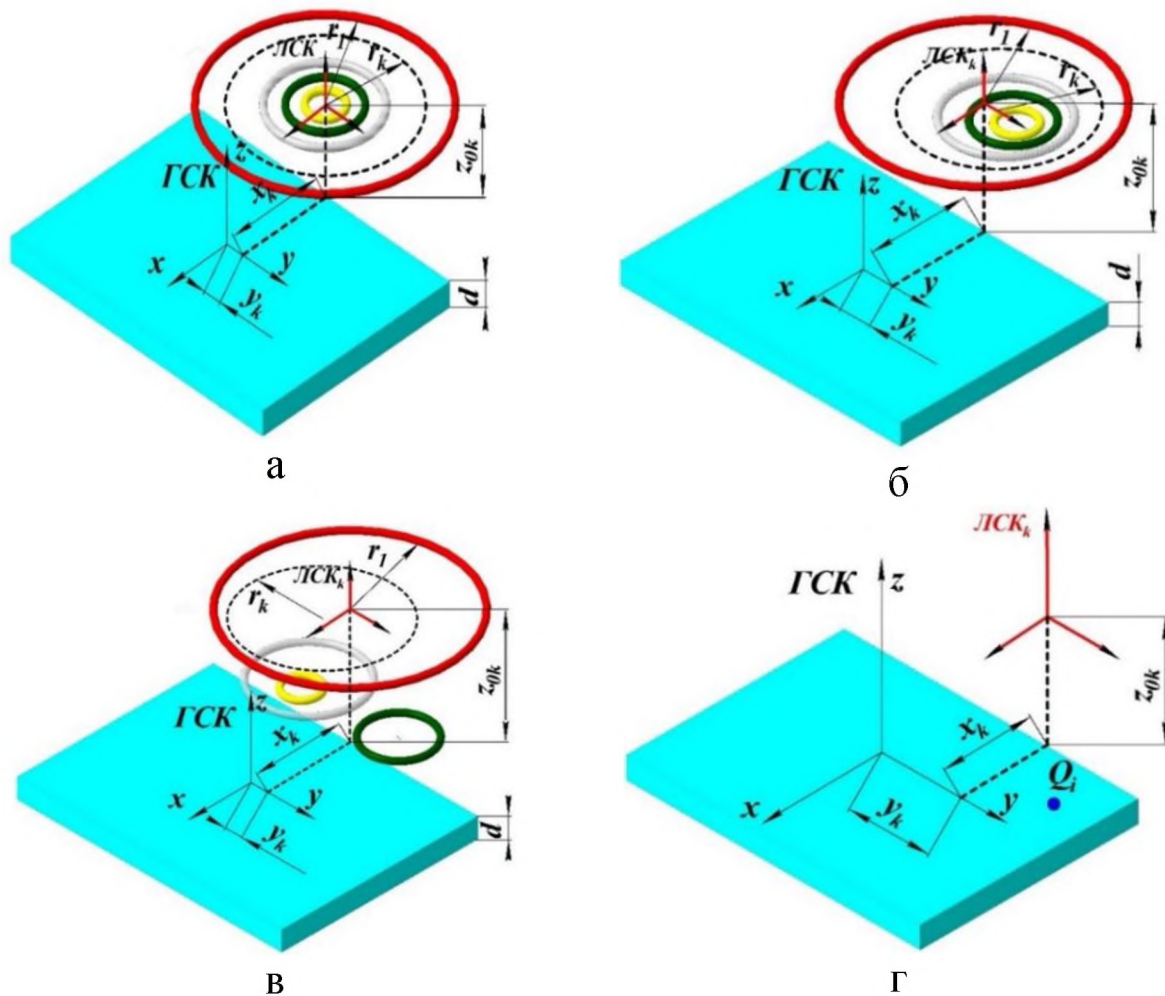


Рисунок 3.4 - Геометричні моделі структур збудження НВСП [6]:  
 а – система концентричних котушок, де котушки розташовані на одній висоті  $z_0$ ; б – система котушок, де котушки розташовані на одній висоті  $z_0$ , центри котушок зміщені; в – система котушок, де котушки розташовані на різних висотах, центри котушок зміщені; г – загальне розташування глобальної та локальних систем координат котушок

### 3.2.1. Метамоделі кругового накладного вихрострумowego перетворювача із планарною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності

Метамоделі для випадку НВСП (рис.3.4 а) будується згідно із запропонованою методологією, що наведена в главі 2 та апробована в роботах [7, 8]. Використовуючи математичну модель для рухомого НВСП, виконуємо побудову метамоделі при варіюванні трьох параметрів в межах  $x = 0 \dots 30$  мм;  $y = 0 \dots 30$  мм;  $r = 2 \dots 15$  мм. В області пошуку виконано декомпозицію на три підобласті:  $2 \leq r \leq 6$  мм,  $6 < r \leq 11$  мм,  $11 < r \leq 15$  мм [9, 10].

Оскільки топологія гіперповерхні відгуку складна, тому план експерименту для створення функції-замісника реалізовано за допомогою рівномірного комп'ютерного заповнення точками багатовимірного простору пошуку, а саме, з використанням сукупності ЛП<sub>r</sub>-последовностей Соболя  $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_{52}$  [11, 12]. Так, наприклад, для підобласті  $2 \leq r \leq 6$  мм розглядалися такі випадки ЛП<sub>r</sub>-последовностей як  $(\xi_1, \xi_2, \xi_5)$  і  $(\xi_1, \xi_3, \xi_5)$  та обрано комбінацію, що має кращі показники центрованої та циклічної розбіжностей  $6.366 \cdot 10^{-6}$ ,  $4.740755$  відповідно для кількості точок  $N_{навч.} = 1036$  [13]. Для визначеності розглянемо модельний приклад, в якому в зондувальних точках з отриманими координатами розраховувалися значення ресурсомісткої «точної» моделі при наступних вихідних даних:  $d = 10$  мм;  $z_0 = 3$  мм; частота  $f = 1$  кГц; електрофізичні параметри матеріалу  $\sigma = 3.745 \cdot 10^7$  См/м,  $\mu_r = 1$ .

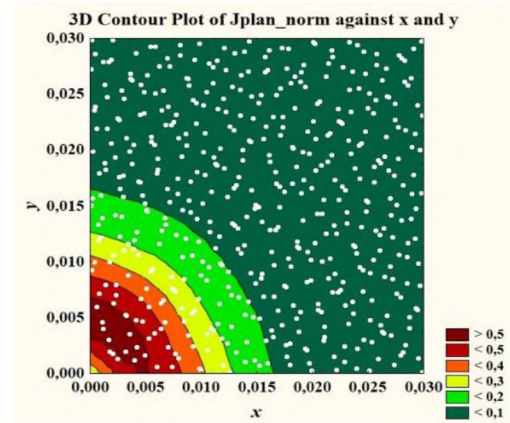
Реалізований КПЕ, в точках якого розраховано значення ГВС за «точною» електродинамічною моделлю (3.4), (3,5) для кожної декомпозиційної підобласті, представлено на рис.3.5. Кількість точок КПЕ наведено в таблиці 3.1.

Для кожної із підобластей створено групи RBF-нейронних мереж для плану експерименту із кількістю точок  $N_{навч.} \in N_{відтв.}$ , з яких відібрані найкращі (табл.3.1) за показниками коефіцієнту детермінації  $R^2$ , відношення стандартних відхилень  $S.D.ratio$ ; середньої відносної величини модельної похибки (або середньої похибки апроксимації)  $MAPE$ , %, діаграм розсіювання та гістограм залишків [11, 14].

Діаграми розсіювання значень багатовимірної апроксимаційної функції на етапі навчання та гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку представлено на рис.3.6.

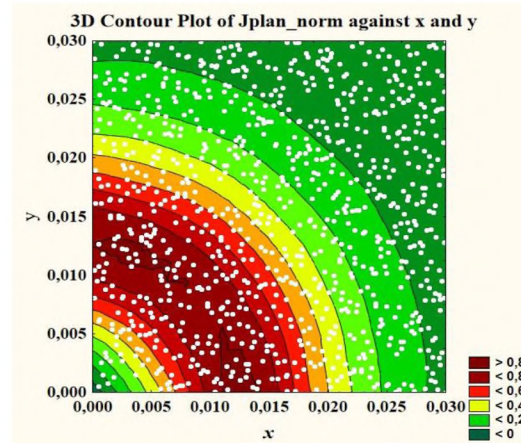
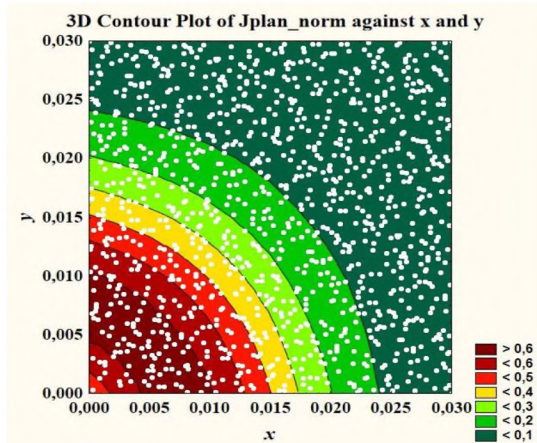
Для створення метамоделі використано всі три підходи: спочатку виконано декомпозицію простору пошуку, в кожній області якого отримано апроксимаційні залежності із використанням композиту нейронних мереж, а на завершальному етапі побудови композиту застосовано bagging - комітет для нейронних мереж, що мають із продуктивність більше 90 %. Така побудова асоціативних машин адитивним методом із прийняттям рішення усередненням за ансамблем на останньому рівні показана на рис.2.10 а.

1	2	3	4	
x	y	r0	Jplan_norm	
1	0.016	0.015	0.0025	0.0151
2	0.0075	0.0075	0.00225	0.0681
3	0.0225	0.0225	0.00275	0.00483
4	0.00375	0.02625	0.002625	0.00833
5	0.01875	0.01125	0.002125	0.00997
6	0.01125	0.01875	0.002875	0.0184
7	0.02625	0.00375	0.002375	0.00681
8	0.001875	0.020625	0.0021875	0.0124
9	0.01688	0.005625	0.0026875	0.0267
10	0.009375	0.028125	0.0024375	0.00489
11	0.02438	0.013125	0.0029375	0.00904
12	0.005625	0.009375	0.0025625	0.0832
13	0.02063	0.024375	0.0020625	0.005
14	0.01313	0.001875	0.0028125	0.0655
15	0.02813	0.016875	0.0023125	0.003



а  $2 \leq r \leq 6$  мм

б  $2 \leq r \leq 6$  мм



в  $6 < r \leq 11$  мм

г  $11 < r \leq 15$  мм

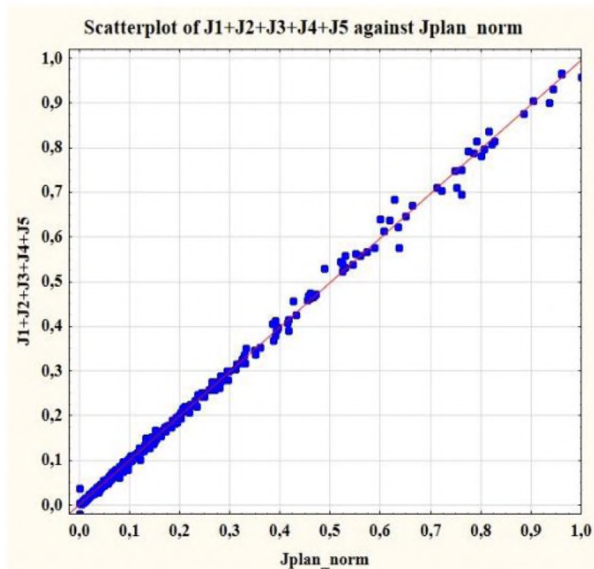
Рисунок 3.5 - Комп'ютерний план експерименту на основі ЛП<sub>т</sub>-последовностей для підобластей: а – вихідні дані - координати зондувальних точок, в яких розраховувалися значення ресурсомісткої функції розподілу ГВС; б, в, г – навчальна вибірка представлена у вигляді ліній рівня узагальненого зрізу розподілу ГВС

Таблиця 3.1 - Відомості щодо побудови метамоделі НВСП з планарною структурою СЗ у вигляді кругових витків

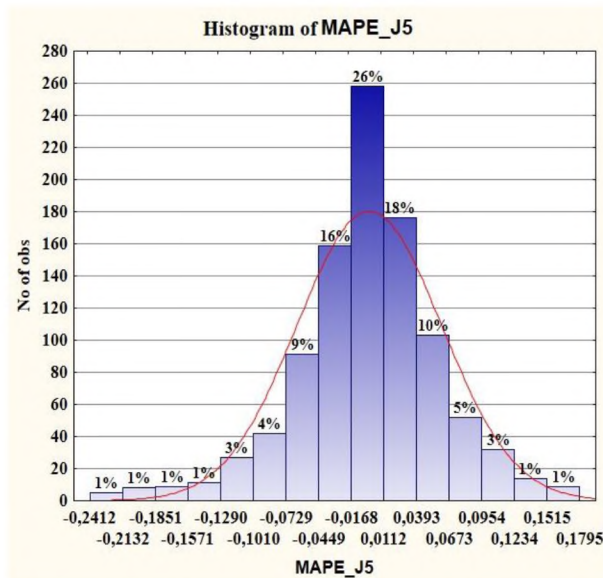
Декомпозиційні підобласті	$N_{\text{навч.}}/N_{\text{відтв.}}$	Композит нейромереж	Метамоделі, що є складовими композиту	Комітет мереж
$2 \leq r \leq 6$ мм	1036/2060	$J_1$	RBF-3-299-1(1)	-
		$J_2$	RBF-3-302-1(5)	-
		$J_3$	RBF-3-300-1(30)	-
		$J_4$	RBF-3-305-1(46)	-
		$J_{\Sigma}$	RBF-3-297-1(4)	№4, №9, №12, №48
			RBF-3-298-1(9)	
			RBF-3-299-1(12)	
			RBF-3-306-1(48)	

Продовження таблиці 3.1

Декомпозиційні підобласті	$N_{\text{навч.}}/N_{\text{відтв.}}$	Композит нейромереж	Метамоделі, що є складовими композиту	Комітет мереж
$6 < r \leq 11$ мм	1299/2575	$J_1$	RBF-3-329-1(8)	-
		$J_2$	RBF-3-332-1(1)	-
		$J_3$	RBF-3-328-1(8)	-
		$J_\Sigma$	RBF-3-326-1(3)	№3, №20, №42, №80
			RBF-3-329-1(20)	
RBF-3-326-1(42)				
RBF-3-332-1(80)				
$11 < r \leq 15$ мм	1040/2060	$J_1$	RBF-3-297-1(2)	-
		$J_2$	RBF-3-300-1(11)	-
		$J_3$	RBF-3-300-1(13)	-
		$J_4$	RBF-3-306-1(77)	-
		$J_\Sigma$	RBF-3-297-1(1)	№1, №22, №63
RBF-3-301-1(22)				
RBF-3-309-1(63)				

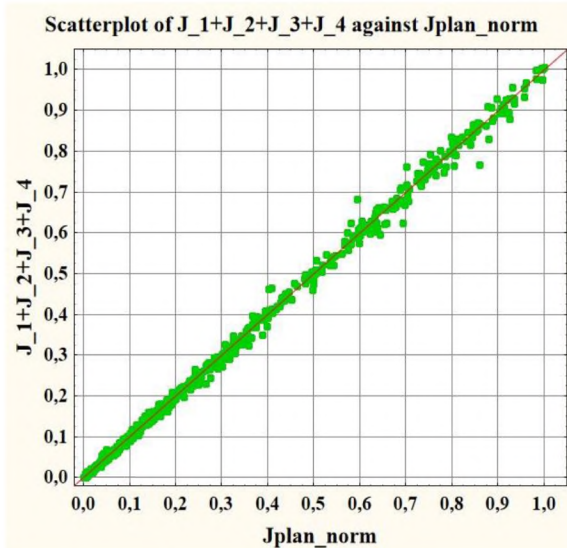


а  $2 \leq r \leq 6$  мм

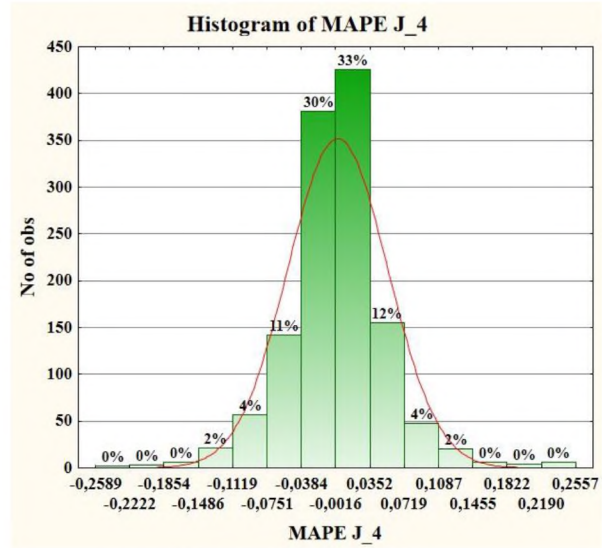


б  $2 \leq r \leq 6$  мм

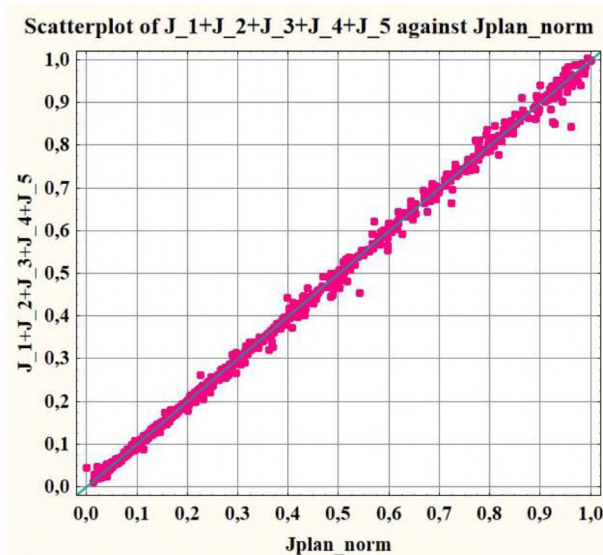
Рисунок 3.6 - Деякі показники якості метамоделі: а – діаграма розсіювання значень багатовимірної апроксимаційної функції на етапі навчання; б – гістограма розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхонь відгуку



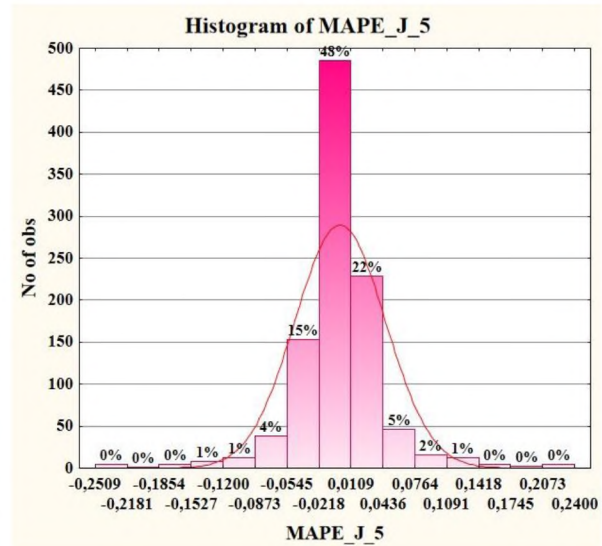
В  $6 < r \leq 11$  мм



Г  $6 < r \leq 11$  мм



Д  $11 < r \leq 15$  мм

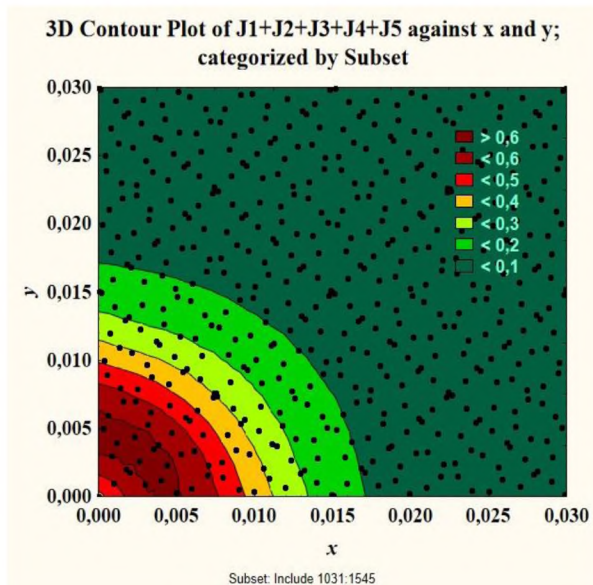


Е  $11 < r \leq 15$  мм

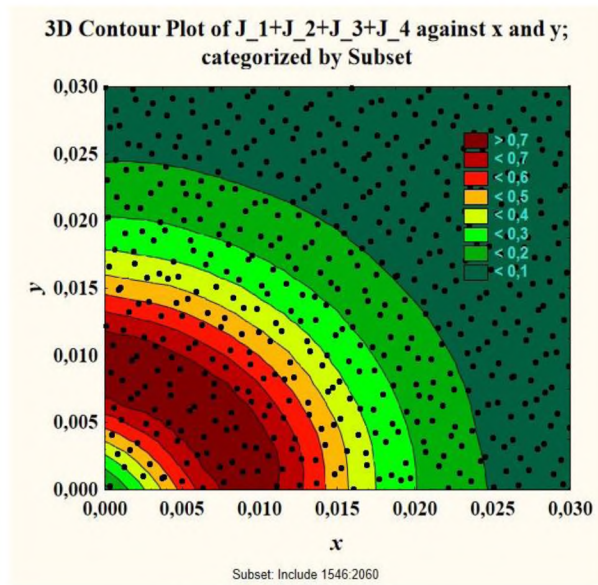
Продовження рисунка 3.6 - Деякі показники якості метамоделі: в, д – діаграми розсіювання значень багатовимірної апроксимаційної функції на етапі навчання; г, е – гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхонь відгуку

Верифікація метамоделі в цілому виконана перевіркою правильності відтворюваності поверхні відгуку у всіх трьох підобластях. На рис.3.7 наведено результати відновлення поверхні відгуку для НВСП із планарною структурою СЗ, отримані за допомогою гібриду композит - комітет нейромереж, що виконано у всьому діапазоні варіації змінних на більшій кількості точок  $N_{відтв.} > N_{навч.}$ . В цьому випадку на зрізи поверхні за радіусами припадає близько 511 точок, що є доволі інформативним.

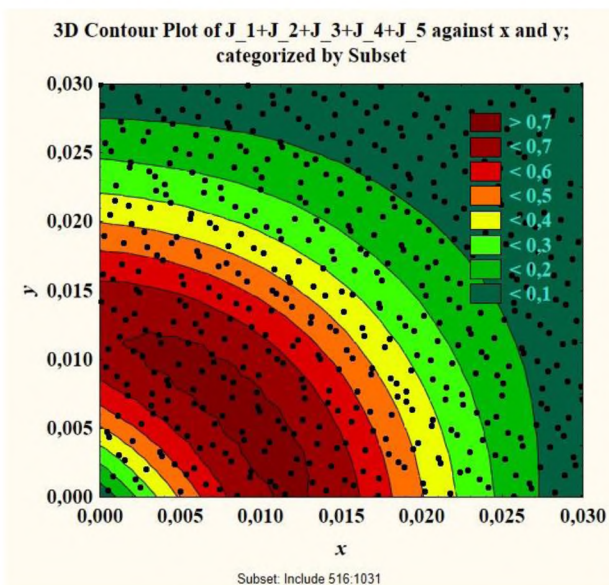




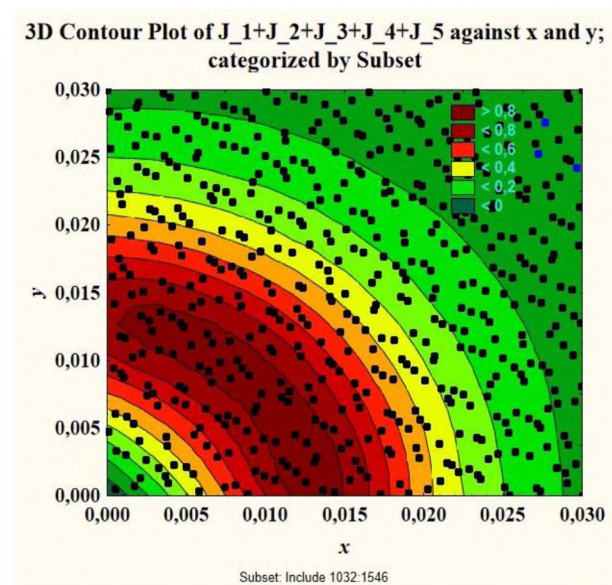
а  $4 \leq r \leq 5$  мм



б  $9 \leq r \leq 10$  мм



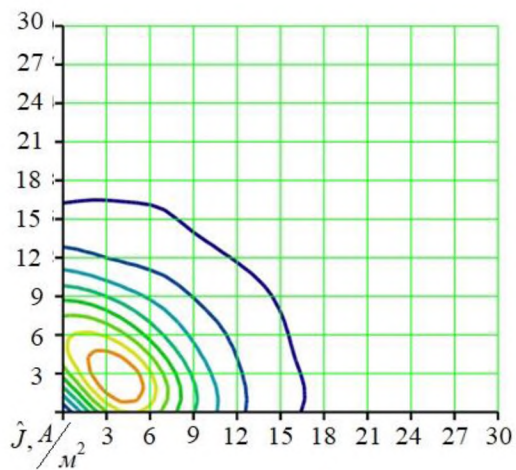
в  $12 \leq r \leq 13$  мм



г  $14 \leq r \leq 15$  мм

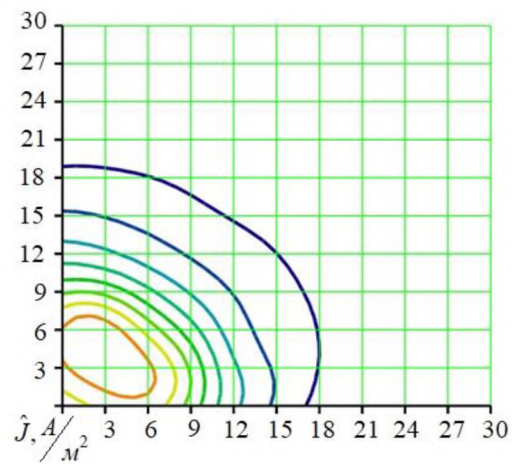
Рисунок 3.7 - Результати відтворення розподілу ГВС у декомпозиційних підобластях за допомогою створеної метамоделі

Окрім цього, якість отриманої метамоделі додатково перевірена відтворенням гіперповерхні відгуку за формулою, що описує вихід адитивної НМ-регресійної залежності на основі RBF-нейромереж (1.12) та вагових коефіцієнтів, які визначені для цієї метамоделі. Так на рис.3.8 для прикладу наведено відтворення гіперповерхні відгуку для зрізів  $r = 4.5 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$ ,  $r = 5.9 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$ ,  $r = 6.8 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$ ,  $r = 9.75 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$ ,  $r = 12.5 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$ ,  $r = 14.5 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$ .



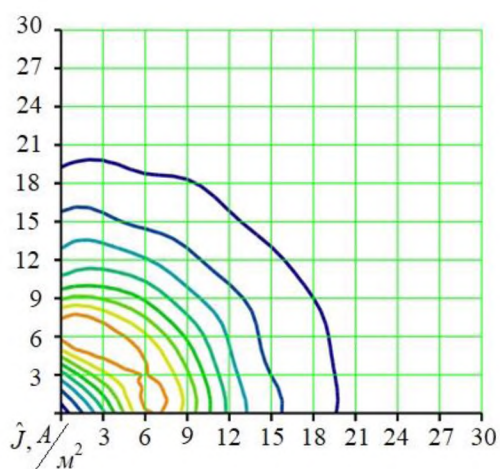
**а**

$$r = 4.5 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$$



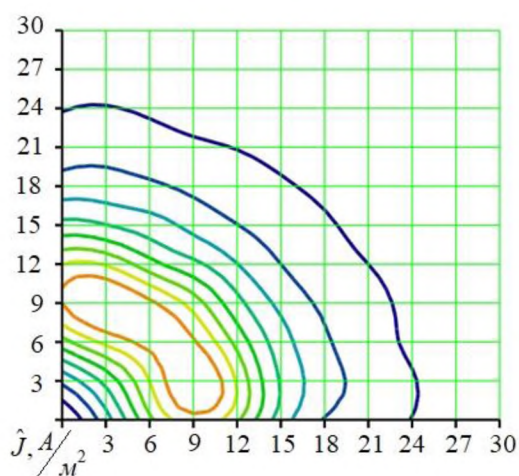
**б**

$$r = 5.9 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$$



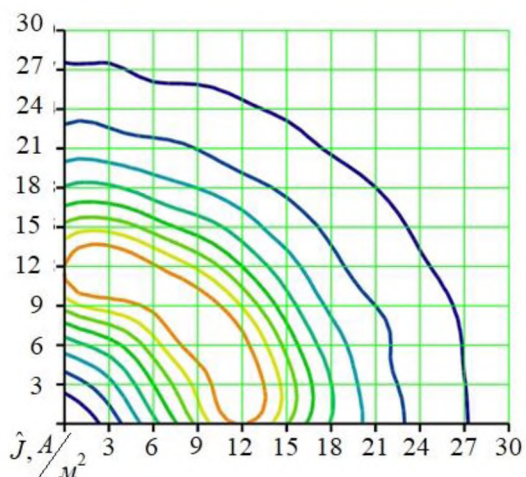
**в**

$$r = 6.8 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$$



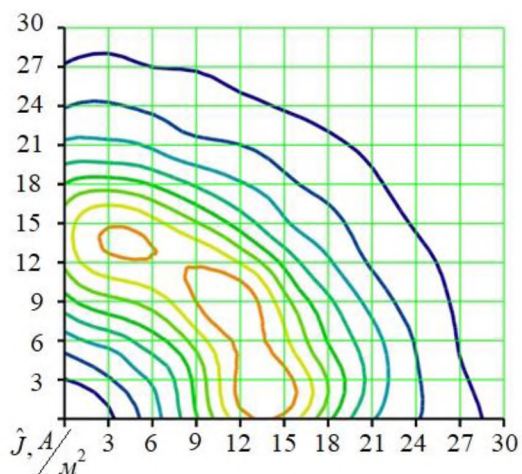
**г**

$$r = 9.75 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$$



**д**

$$r = 12.5 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$$



**е**

$$r = 14.5 \text{ мм} \cup z_0 = 3 \text{ мм}$$

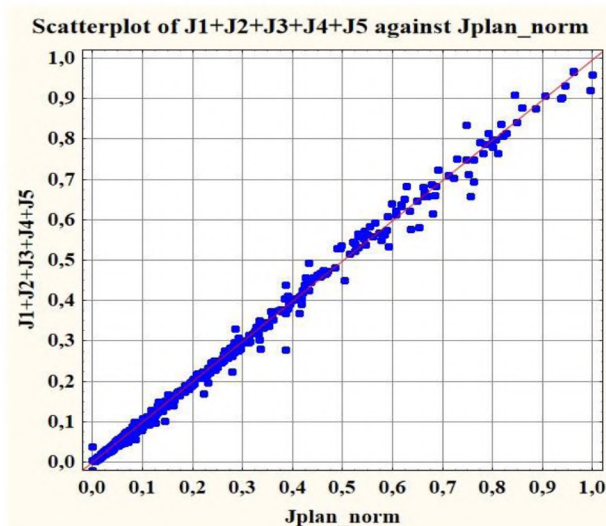
Рисунок 3.8 - Відновлення поверхні відгуку за допомогою створеної метамоделі, що представлено лініями рівня розподілу ГВС для деяких зрізів

На етапі відтворення поверхні відгуку адекватність отриманої метамоделі оцінювалася за показниками: сума квадратів відповідно регресії, залишків, загальної; середніх квадратів тих самих показників; дисперсії відтворюваності, адекватності, загальної; стандартної похибки оцінки відтворюваності, оцінки адекватності, загальної; коефіцієнту детермінації; *S.D.ratio*; *MAPE* [11, 14].

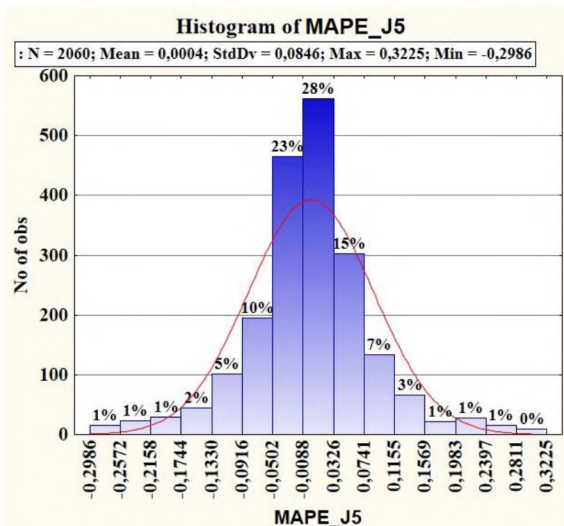
Деякі із цих показників наведено в (табл.3.2) для кожної із підобластей, які отримано на останньому каскаді композиту, а на рис.3.9 показано діаграми розсіювання та гістограми розподілу похибки *MAPE* для кожної із декомпозиційних областей.

Таблиця 3.2 - Вибіркові показники оцінки адекватності метамоделі НВСП з планарною структурою СЗ

Декомпозиційна підобласть, мм	MAPE, %		MS <sub>R</sub>		SS <sub>R</sub>	
	навчання	відтворення	навчання	відтворення	навчання	відтворення
$2 \leq r \leq 6$	5.38	6.76	$3.8 \cdot 10^{-5}$	0.00029	0.0394	0.597
$6 < r \leq 11$	4.48	4.8	$8.94 \cdot 10^{-5}$	0.000146	0.116	0.378
$11 < r \leq 15$	3.56	4.78	$13.6 \cdot 10^{-5}$	0.000379	0.142	0.782



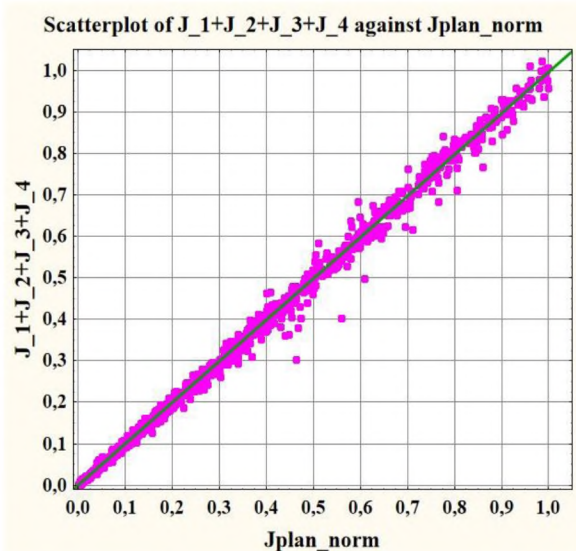
а  $2 \leq r \leq 6$  мм



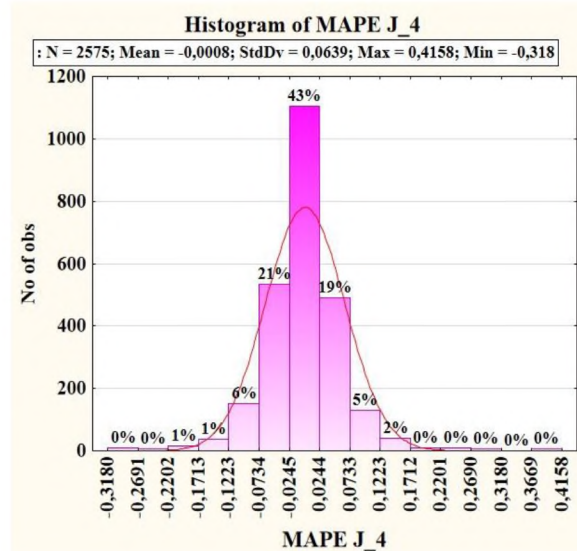
б  $2 \leq r \leq 6$  мм

Рисунок 3.9 - Верифікація створеної метамоделі:

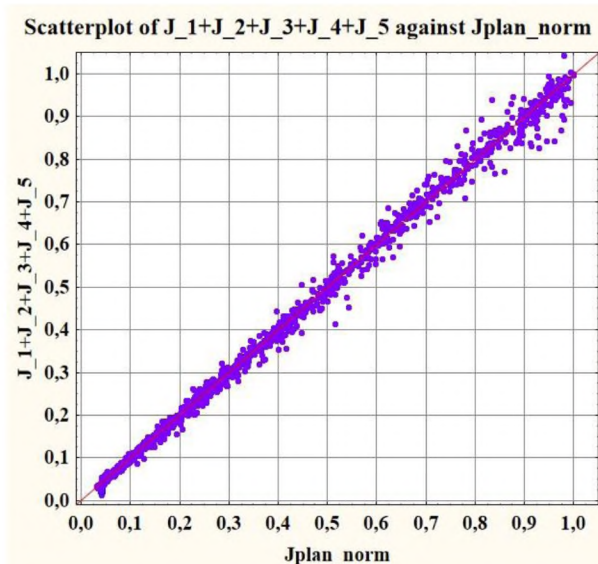
а – діаграма розсіювання значень багатовимірної апроксимаційної функції на етапі відтворення; б – гістограма розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхонь відгуку



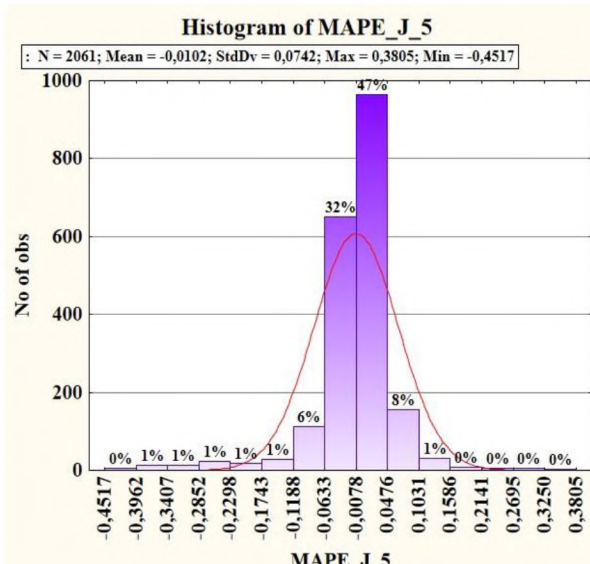
В  $6 < r \leq 11$  мм



Г  $6 < r \leq 11$  мм



Д  $11 < r \leq 15$  мм



Е  $11 < r \leq 15$  мм

Продовження рисунка 3.9 - Верифікація створеної метамоделі: в, д – діаграми розсіювання значень багатовимірної апроксимаційної функції на етапі відтворення; г, е – гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхонь відгуку

Для перевірки відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним встановлювалась адекватність отриманої математичної моделі за критерієм Фішера [11, 12, 14]:

$$F_{\nu_D; \nu_R}^{експ} > F_{\alpha; \nu_D; \nu_R}^{крит}, \quad (3.7)$$

де  $F_{\alpha; \nu_D; \nu_R}^{крит}$  - критичне значення критерію Фішера, задалегідь розраховане значення з певним рівнем значущості  $\alpha$ ;

$$F_{\nu_D; \nu_R}^{експ} = \frac{MS_D}{MS_R} - \text{отримане експериментальне значення критерію Фішера};$$

Фішера;

$\nu_D = n$ ,  $\nu_R = N - n - 1$  - число степенів свободи;

$N$  - кількість спостережень;

$n$  - кількість заданих незалежних змінних.

На рис.3.10 наведені деякі статистичні показники, отримані за допомогою універсальної комп'ютерно-інтегрованої системи STATISTICA [15]. Використовуючи їх оцінені адекватність та достовірність отриманих метамоделей для зазначених підобластей.

Working_error_2_5 мм* - Descriptive statistics (Table_x_y_r0_r_2_5)							
Descriptive statistics (Table_x_y_r0_r_2_5)							
Переменная	N набл.	Среднее	Сумма	Минимум	Максим.	Дисперсия	Ст.откл.
Jplan_norm	2060	0,083896	172,8260	0,000000	1,000000	0,023062	0,151862
J1+J2+J3+J4+J5	2060	0,083215	171,4231	-0,018909	0,967497	0,022764	0,150879
J5_остатки	2060	0,000677	1,3952	-0,467543	0,179869	0,000290	0,017027
J5_остатки - Абс. Ост.	2060	0,004231	8,7152	0,000002	0,467543	0,000272	0,016507
SSR	2060	0,000290	0,5979	0,000000	0,218596	0,000026	0,005128
SSD	2060	0,022754	46,8729	0,000000	0,780751	0,007024	0,083809
SST	2060	0,023051	47,4851	0,000000	0,839246	0,007257	0,085187

а  $2 \leq r \leq 6$  мм

Working_error_r_6_10 - Descriptive statistics (Table_x_y_r0_r_6_10)								
Descriptive statistics (Table_x_y_r0_r_6_10)								
Переменная	N набл.	Среднее	Сумма	Минимум	Максим.	Дисперсия	Ст.откл.	Станд. ошибки
Jplan_norm	2575	0,188141	484,4635	0,000000	1,000000	0,055578	0,235750	0,004646
J_1+J_2+J_3+J_4	2575	0,187426	482,6222	0,001057	1,021917	0,055248	0,235050	0,004632
J_4_остатки	2575	0,000715	1,8413	-0,089018	0,159610	0,000146	0,012102	0,000238
SSR	2575	0,000147	0,3783	0,000000	0,025475	0,000001	0,000923	0,000018
SST	2575	0,055556	143,0579	0,000000	0,659117	0,012781	0,113053	0,002228
SSD	2575	0,055227	142,2107	0,000000	0,695184	0,012646	0,112455	0,002216

б  $6 < r \leq 11$  мм

Working_error_r_11_15 - Descriptive statistics (Table_x_y_r0_r_11_15)							
Descriptive statistics (Table_x_y_r0_r_11_15)							
Переменная	N набл.	Среднее	Сумма	Минимум	Максим.	Дисперсия	Ст.откл.
Jplan_norm	2060	0,307579	633,6120	0,000000	1,000000	0,079280	0,281568
J_1+J_2+J_3+J_4+J_5	2060	0,305711	629,7639	0,012394	1,061280	0,078701	0,280537
J_5_остатки	2060	0,001868	3,8481	-0,106473	0,370844	0,000376	0,019404
SSR	2060	0,000380	0,7824	0,000000	0,137525	0,000013	0,003545
SST	2060	0,079242	163,07824	0,000000	0,479627	0,011183	0,105748
SSD	2060	0,078666	162,0520	0,000000	0,568261	0,010675	0,103319

в  $11 < r \leq 15$  мм

Рисунок 3.10 - Статистичні показники для оцінки адекватності метамоделі для підобластей

Тоді отримана метамодель  $J_{\Sigma \text{ансамбль}}$  для підобласті  $2 \leq r \leq 6$  мм має експериментальне значення показника Фішера  $F_{v_D; v_R}^{\text{експ}} = F_{3; 2056}^{\text{експ}} = 78.886$ , а критичне значення цього критерію з рівнем значущості  $\alpha = 5\%$  та числом степенів свободи  $v_R = 2056$ ,  $v_D = 3$  складає  $F_{\alpha; v_D; v_R}^{\text{крит}} = F_{0.05; 3; 2056}^{\text{крит}} = 2.6$  [15]. Отже, умова (3.7) виконується, метамодель адекватна і прогноз результатів за моделлю не суперечить дійсності.

За допомогою модуля Correlation matrices отримані значення коефіцієнту кореляції та коефіцієнту детермінації (рис.3.11). З їх використанням оцінюється інформативність метамodelей для кожної підобласті.

Пер.X и Пер.Y	Среднее	Стд. откл.	r(X,Y)	r^2	t	p	N	Св. член завис. Y	Наклон завис. Y	среднее завис. X	Наклон завис. X
Jplan_norm	0,083896	0,151862					2060	0,000000	1,000000	0,000000	0,000000
J1+J2+J3+J4+J5	0,083215	0,150879	0,993695	0,987429	402,0581	0,00	2060	0,000388	0,987258	0,000667	0,00173

а  $2 \leq r \leq 6$  мм

Пер.X и Пер.Y	Среднее	Стд. откл.	r(X,Y)	r^2	t	p	N	Св. член завис. Y	Наклон завис. Y	среднее завис. X	Наклон завис. X
Jplan_norm	0,188141	0,235750					2575	0,000000	1,000000	0,000000	1,000000
J_1+J_2+J_3+J_4	0,187426	0,235050	0,998683	0,997367	987,3313	0,00	2575	0,000091	0,995717	0,000404	1,001658

б  $6 < r \leq 11$  мм

Пер.X и Пер.Y	Среднее	Стд. откл.	r(X,Y)	r^2	t	p	N	Св. член завис. Y	Наклон завис. Y	среднее завис. X	Наклон завис. X
Jplan_norm	0,305711	0,280537					2060	0,000000	1,000000	0,000000	1,000000
J_1+J_2+J_3+J_4+J_5	0,307579	0,281568	0,997624	0,995253	656,8518	0,00	2060	0,001474	1,001288	-0,000014	0,993973

в  $11 < r \leq 15$  мм

Рисунок 3.11 - Статистичні показники для оцінки інформативності метамodelей для підобластей

Перевірка моделі на інформативність проводиться шляхом розрахунку коефіцієнту детермінації  $R^2$  за формулою (2.35). Перевірку гіпотези про значущість множинного коефіцієнту кореляції  $R^2$  (інформативність моделі) виконано з використанням  $F$ -критерію Фішера (3.7) [11, 12, 14], де:

$$F_{v_D; v_R}^{експ} = \frac{R^2}{1 - R^2} \cdot \frac{v_R}{v_D}. \quad (3.8)$$

Метамоделі інформативна, оскільки  $R^2 > 0.95$  (рис.3.11 а), та значимо достовірна за  $F$ -критерієм при рівні значущості 5 %, оскільки умова (3.7) виконується для експериментального значення  $F_{3;2056}^{експ} = 75.812$  [15].

Для підобласті  $6 < r \leq 11$  мм експериментальне значення показника Фішера складає  $F_{v_D; v_R}^{експ} = F_{3;2571}^{експ} = 375$ , а критичне значення Фішера з рівнем значущості  $\alpha = 5$  % та числом степенів свободи  $v_R = 2571$ ,  $v_D = 3$  дорівнює  $F_{0.05;3;2571}^{крит} = 2.6$  [15]. Умова (3.7) виконується, метамоделі для цієї підобласті адекватна.

Експериментальне значення  $F$ -критерію Фішера для перевірки гіпотези про значущість множинного коефіцієнту кореляції складає  $F_{3;2571}^{експ} = 331.91$ . Отже, метамоделі  $J_{\Sigma\text{комітет}}$  для даної підобласті інформативна, оскільки  $R^2 > 0.95$  (рис.3.11 б), та значимо достовірна за  $F$ -критерієм Фішера при  $\alpha = 5$  %.

Для піддіапазону  $11 < r \leq 15$  мм отримано експериментальне значення критерію Фішера  $F_{v_D; v_R}^{експ} = F_{3;2057}^{експ} = 207$  [15]. Як і для попередніх випадків табличне значення критерію Фішера складає  $F_{0.05;3;2057}^{крит} = 2.6$ . Отримана метамоделі також адекватна за умовою (3.7).

Експериментальне значення  $F$ -критерію Фішера для перевірки гіпотези про значущість  $R^2$  складає  $F_{3;2057}^{експ} = 198.6$  [15]. У результаті, отримана метамоделі для підобласті  $11 < r \leq 15$  мм інформативна, оскільки  $R^2 = 0.995$  (рис.3.11 в), та значимо достовірна за  $F$ -критерієм Фішера при  $\alpha = 5$  %.

### 3.2.2. Метамоделі кругового накладного вихрострумовеого перетворювача із об'ємною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності

Гомогенна об'ємна СЗ являє собою сукупність послідовно з'єднаних секційних котушок з внутрішнім та зовнішнім радіусами  $r_1$  і  $r_2$  й прямокутним перетином, ширина та висота якого визначаються лінійними розмірами  $a$ ,  $b$ . Котушки живляться змінним струмом  $I$  частотою  $\omega$  з відповідним включенням зустрічним або узгодженим “за полем” та розташовані на висоті  $z_{mi}$  над ОК. Розташування котушок НВСП із об'ємною структурою СЗ може бути як рівномірним, коли  $\Delta r = \text{const}$ ,  $z_1 = z_k = \text{const}$ , так і нерівномірним  $\Delta r = \text{const}$ ,  $z_1 \neq z_k$  (рис.3.12) [16].

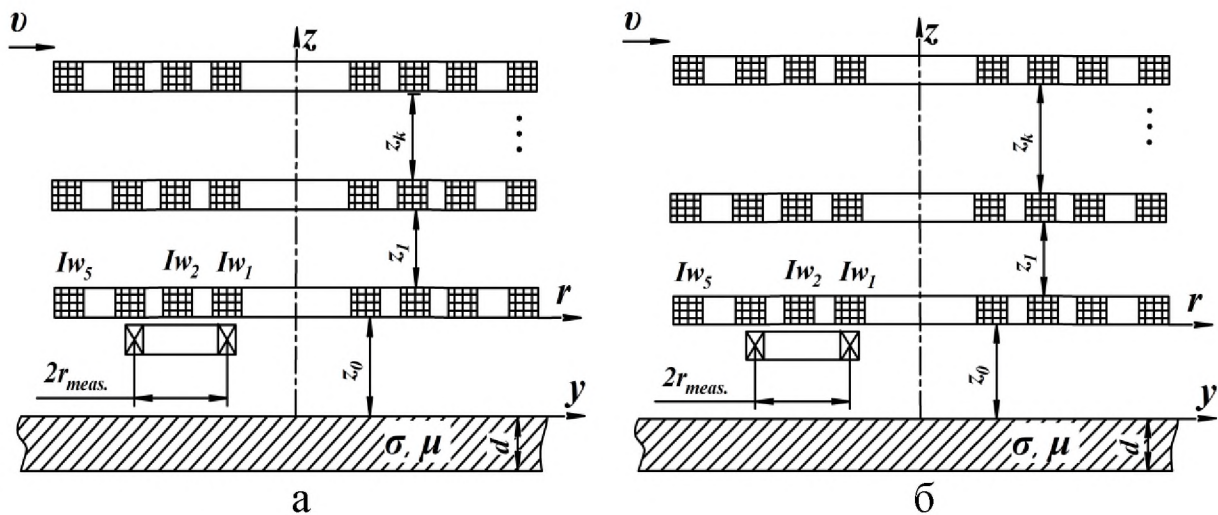


Рисунок 3.12 - Розташування секцій котушок НВСП з об'ємною гомогенною структурою СЗ: а – рівномірне  $\Delta r = \text{const}$ ,  $z_1 = z_k = \text{const}$ ; б – нерівномірне  $\Delta r = \text{const}$ ,  $z_1 \neq z_k$

В досліджуваному випадку метамоделі є функцією чотирьох аргументів – просторових координат  $x$ ,  $y$ , радіусів КЗ та висот їх розташування над ОК (табл.2.8).

Враховуючи нелінійність та нерегулярну поведінку гіперповерхні відгуку, для створення метамоделі використано гібридний підхід, коли одночасно застосувалися технології декомпозиції області пошуку та НМ, побудовані на техніках асоціативних машин із груповими методами отримання рішення. Декомпозиція простору пошуку має сенс, оскільки, по-перше, для процедури адекватного навчання RBF-мереж із чотирма змінними необхідна велика кількість прикладів; по-друге, в діапазоні зміни радіуса існує великий розмах



значень ГВС безпосередньо в області під котушкою та поза нею. Все це унеможливило використання глобальної RBF-нейромережі через велику похибку для отриманої таким чином метамоделі. Тому простір пошуку розбивається на декілька підобластей: за висотою розташування НВСП над ОК -  $I_z$  ( $2 \leq z \leq 3$  мм),  $II_z$  ( $3 < z \leq 4$  мм) та за радіусом котушки -  $I_r$  ( $2 \leq r \leq 3$  мм),  $II_r$  ( $3 < r \leq 5$  мм),  $III_r$  ( $5 < r \leq 8$  мм),  $IV_r$  ( $8 < r \leq 10$  мм),  $V_r$  ( $10 < r \leq 12$  мм),  $VI_r$  ( $12 < r \leq 15$  мм) [16]. Побудова метамоделей виконується в кожній окремій підобласті і кінцева сурогатна модель отримується за допомогою «зшивки» складових частин. З цих же причин кількість вузлових для апроксимації точок плану експерименту (ПЕ) задається для кожної підобласті факторного простору різною відповідно до поведінки гіперповерхні відгуку з метою максимально точного її відтворення (табл.3.3).

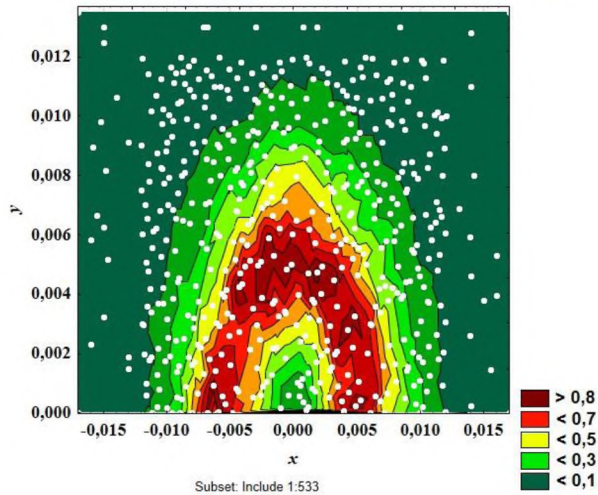
Вихідні дані для побудови метамоделі:  $x = -45 \dots 45$  мм;  $y = 0 \dots 35$  мм, радіуси КЗ  $r = 2 \dots 15$  мм, висоти їх розташування над ОК  $z_m = 2 \dots 4$  мм. Також задаємося геометричними та електрофізичними параметрами ОК:  $d = 10$  мм,  $\sigma = 3.745 \cdot 10^7$  См/м,  $\mu_r = 1$ , швидкістю руху перетворювача відносно ОК  $v = (40, 0, 0)$  м/с та частотою струму збудження  $f = 5$  кГц [16].

Метамоделі для випадку НВСП (рис.3.12) будується згідно із запропонованою методологією.

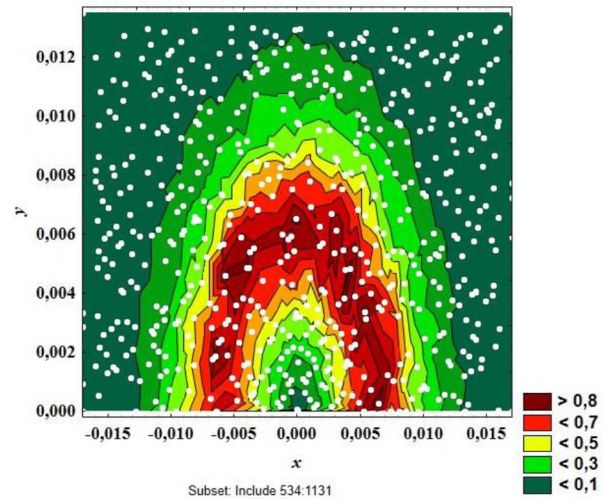
З врахуванням переваг, які відзначено в розділі 2.3.1 та в роботі [13], для дослідження застосовано багатовимірний КПЕ на основі квазівипадкової безпараметричної адитивної  $R_d$ -послідовності Кронекера з використанням ірраціональних чисел, які своєю чергою отримані на основі узагальненої послідовності Фібоначчі. Якість розподілу оцінюється за показниками центрованої та циклічної розбіжності для  $N_{навч.}$  точок плану в чотиривимірному просторі. Реалізація  $R_4$ -послідовностей спочатку виконана в одиничному гіперкубі, а далі виконано масштабування отриманих  $R_4$ -послідовностей на діапазон абсолютних величин змінних, що зазначені вище.

Реалізований КПЕ, в точках якого розраховано значення ГВС за «точною» електродинамічною моделлю (3.4), (3.5) для  $I_z \cup III_r$  декомпозиційної підобласті, представлено на рис.3.13 а, а для підобласті  $II_z \cup V_r$  - рис.3.13 б та в додатку Е.

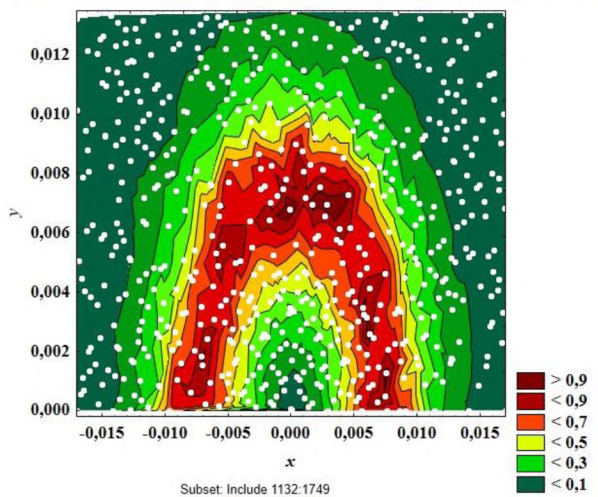
3D Wafer Plot of J plan ogr against x and y; categorized by Subset

а  $5 < r \leq 6$  мм

3D Wafer Plot of J plan ogr against x and y; categorized by Subset

б  $6 < r \leq 7$  мм

3D Wafer Plot of J plan ogr against x and y; categorized by Subset

в  $7 < r \leq 8$  мм

3D Wafer Plot of J 1+//J-5 against x and y

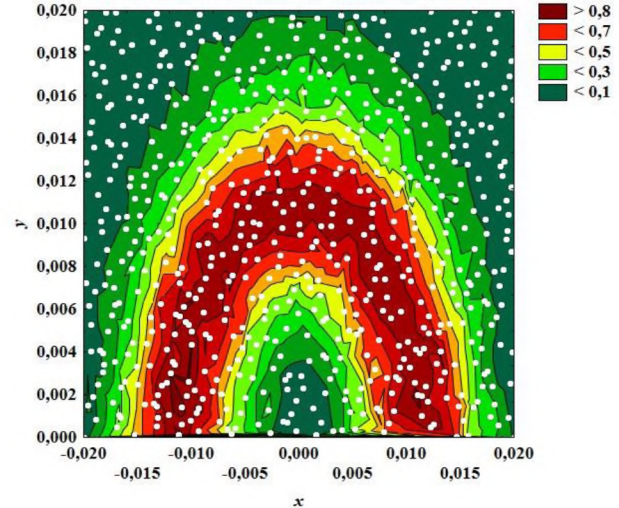
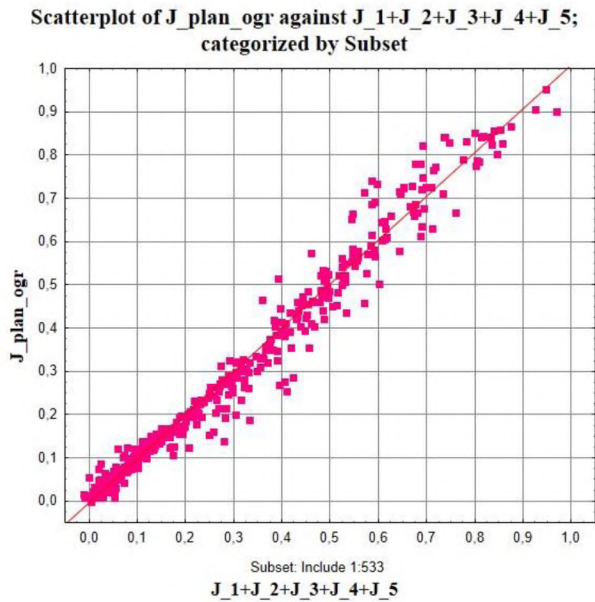
г  $11 < r \leq 12$  мм

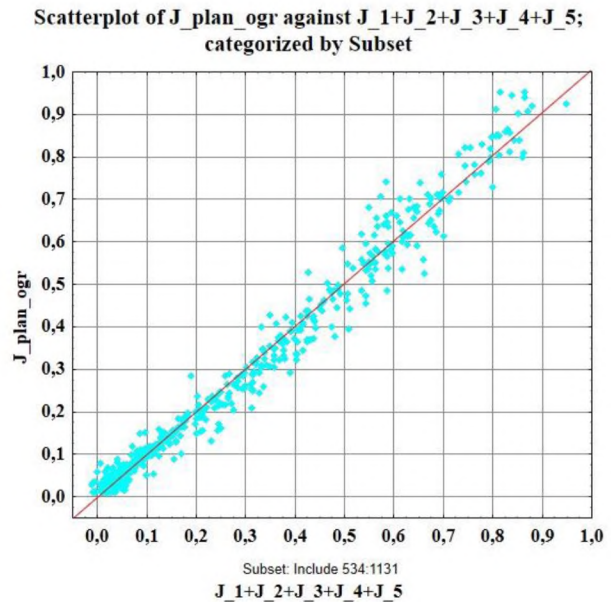
Рисунок 3.13 - Навчальна вибірка представлена у вигляді ліній рівня узагальнених зрізів ГВС з точками ЛП<sub>τ</sub>-послідовності для декомпозиційних підобластей: а, б, в – I<sub>z</sub> ∪ III<sub>г</sub>; г – II<sub>z</sub> ∪ V<sub>г</sub>

Для цього випадку, щоб забезпечити необхідну точність, виявилося недостатньо реалізувати підхід запропонований в главі 2, що проілюстровано на рис.2.10 а. Тому адитивна НМ-регресія ускладнена, а саме на проміжних її рівнях застосовано комітети НМ із тих мереж, продуктивність яких не менша ніж 95 % (рис.2.10 б) [16]. Кількість проміжних рівнів адитивної НМ-регресії визначалась отриманим значенням похибки *MAPE*, %. Найкращі моделі відбиралися за сукупністю об'єктивних статистичних показників, що зазначені в розділі 2.3.3 та суб'єктивною оцінкою діаграм розсіювання та гістограм залишків.

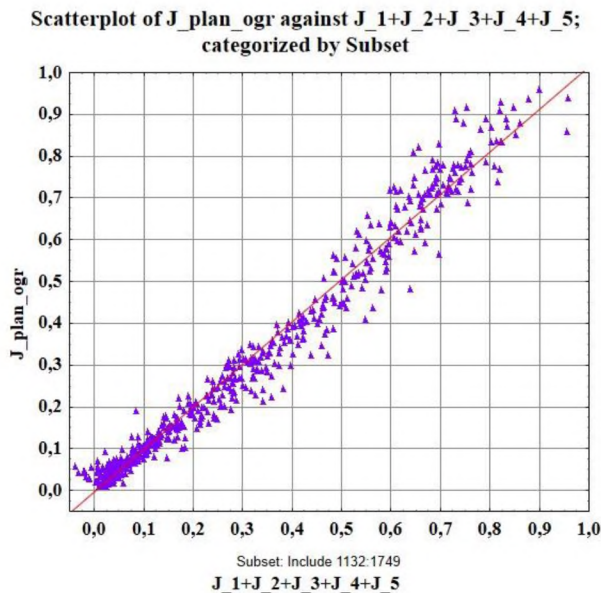
Діаграми розсіювання значень чотиривимірної апроксимаційної функції на етапі навчання для декомпозиційної підобласті  $I_z \cup \Pi_r$  представлено на рис.3.14 а-в, а для підобласті  $\Pi_z \cup V_r$  - 3.14 г. Гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку - на рис.3.15.



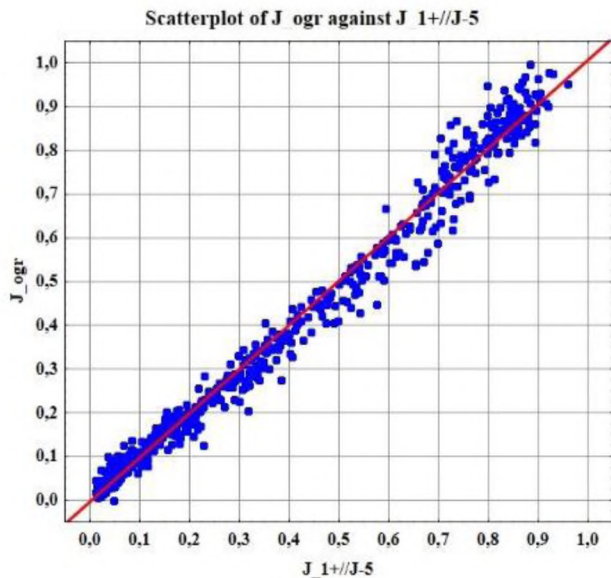
а  $5 < r \leq 6$  мм



б  $6 < r \leq 7$  мм

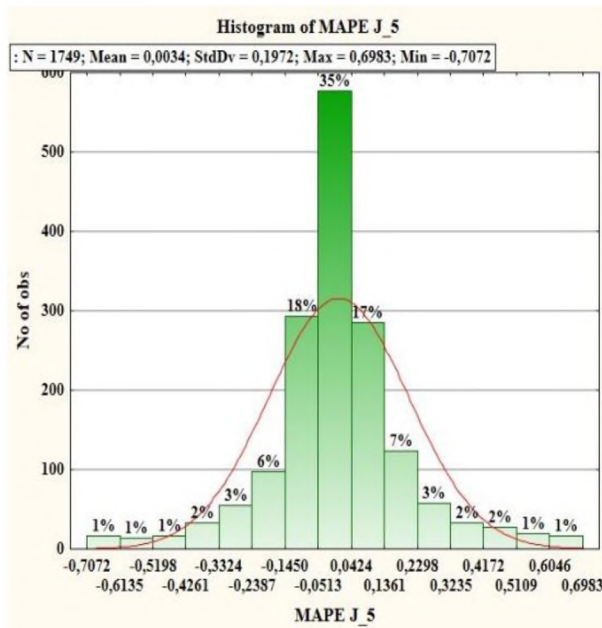


в  $7 < r \leq 8$  мм



г  $11 < r \leq 12$  мм

Рисунок 3.14 - Діаграми розсіювання значень чотиривимірної апроксимаційної функції на етапі навчання для декомпозиційних підобластей: а, б, в –  $I_z \cup \Pi_r$ ; г –  $\Pi_z \cup V_r$



а

$I_Z \cup III_r$

б

$II_Z \cup V_r$

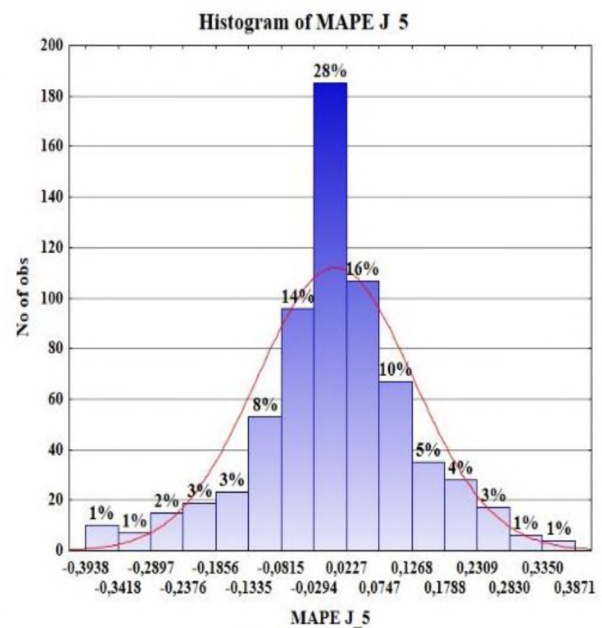


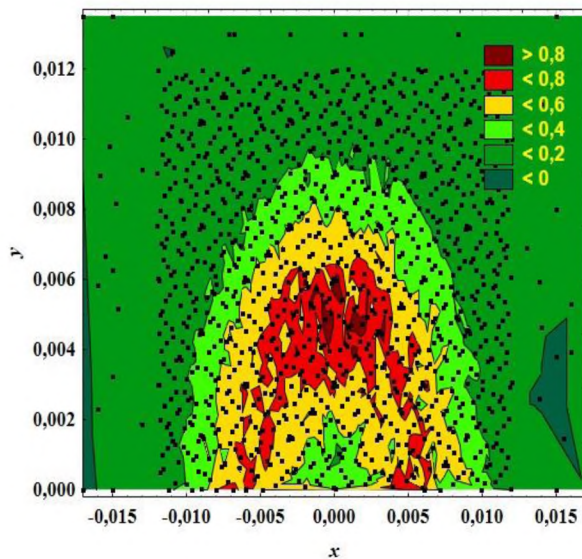
Рисунок 3.15 - Гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку на етапі навчання для декомпозиційних підобластей

Наступним етапом запропонованої методології є верифікація створеної метамоделі у всіх декомпозиційних підобластях. На рис.3.16 а-в для підобласті  $I_Z \cup III_r$ , та на рис.3.16 г для підобласті  $II_Z \cup V_r$  наведено результати відтворення поверхні відгуку для рухомого НВСП з об'ємною структурою СЗ, отримані за допомогою багатовимірної адитивної НМ-регресії, що виконано у всьому діапазоні варіації змінних на більшій кількості точок ніж використовувалося на етапі навчання  $N_{відтв.} > N_{навч.}$

За формулою, що описує вихід адитивної НМ-регресійної залежності (1.12) та її складових - вагових коефіцієнтів, які отримані для цієї метамоделі, здійснюється відтворення гіперповерхні відгуку. Так на рис.3.17 для прикладу наведено відтворення гіперповерхні відгуку для декількох зрізів.

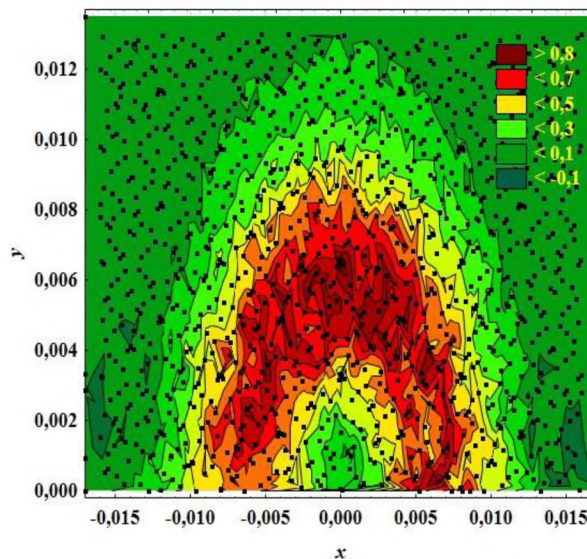
Сукупність статистичних показників, а саме *MAPE*, сума квадратів залишків  $SS_R$ , середні квадрати залишків  $MS_R$  отриманої метамоделі на етапі її навчання та відтворення наведено в табл.3.3. В таблиці 3.4 наведено складові НМ, які були відібрані для побудови метамоделі для декількох підобластей.

3D Wafer Plot of  $J_{1+//J_5}$  against  $x$  and  $y$ ; categorized by Subset



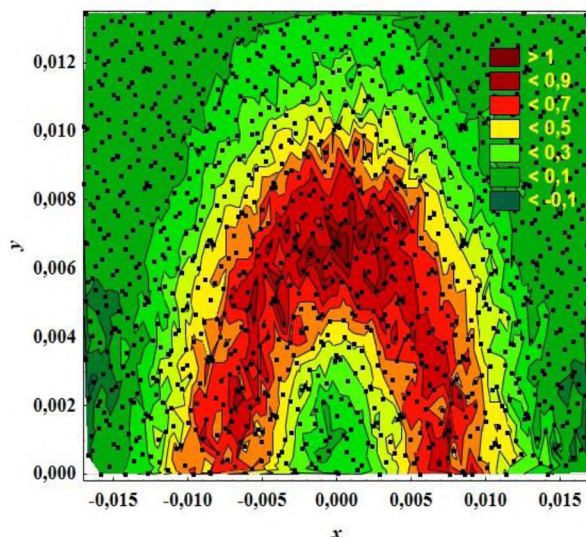
а  $5 < r \leq 6$  мм

3D Wafer Plot of  $J_{1+//J_5}$  against  $x$  and  $y$ ; categorized by Subset



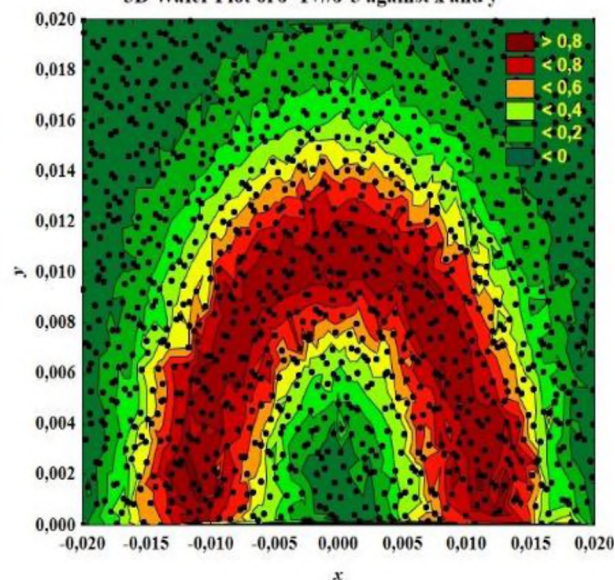
б  $6 < r \leq 7$  мм

3D Wafer Plot of  $J_{1+//J_5}$  against  $x$  and  $y$ ; categorized by Subset



в  $7 < r \leq 8$  мм

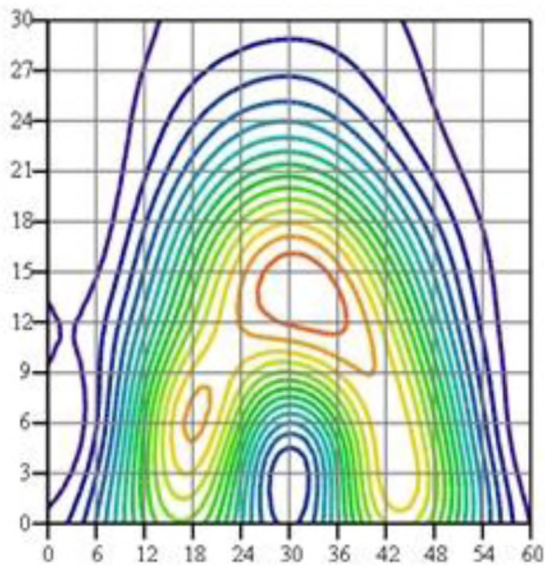
3D Wafer Plot of  $J_{1+//J_5}$  against  $x$  and  $y$



г  $11 < r \leq 12$  мм

Рисунок 3.16 - Відновлення поверхні відгуку НВСП з об'ємною структурою СЗ за допомогою метамоделей на основі адитивної НМ-регресії, що представлено графічно лініями рівня узагальнених зрізів розподілу ГВС для декомпозиційних підобластей:

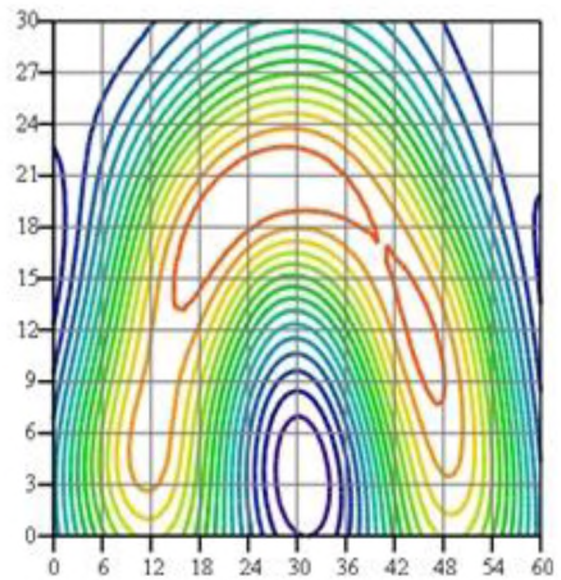
а, б –  $I_z \cup III_r$ ; в –  $I_z \cup III_r$ ; г –  $II_z \cup V_r$



а

$$r = 6.8 \text{ мм} \cup z_0 = 2.5 \text{ мм}$$

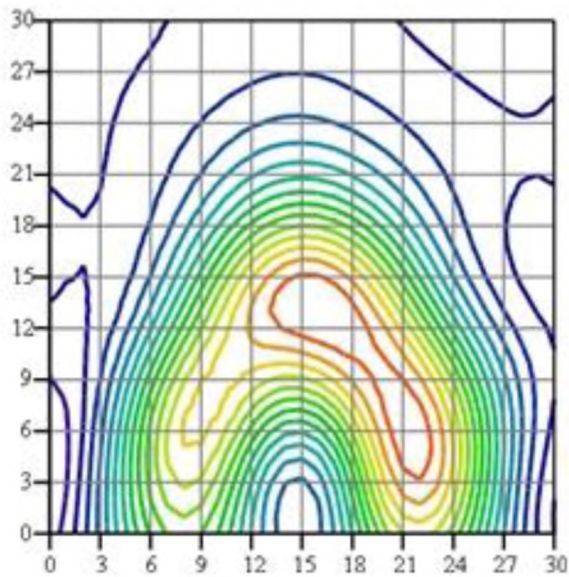
$$-15 \leq x \leq 15 \text{ мм}; 0 \leq y \leq 13 \text{ мм}$$



б

$$r = 11.6 \text{ мм} \cup z_0 = 2.7 \text{ мм}$$

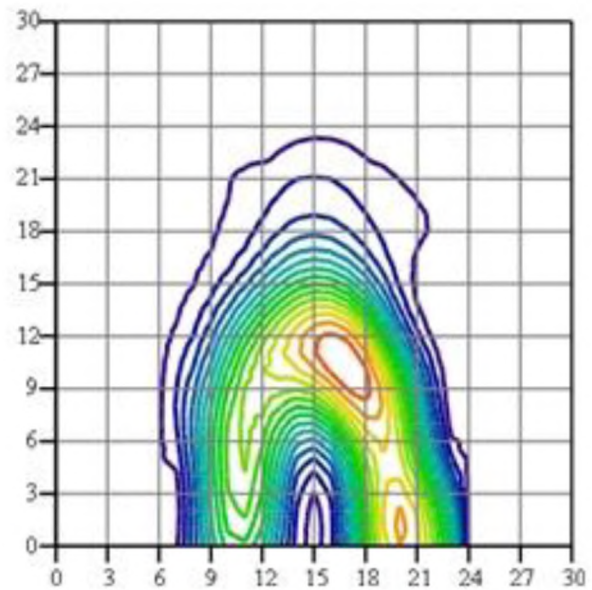
$$-19 \leq x \leq 19 \text{ мм}; 0 \leq y \leq 16 \text{ мм}$$



в

$$r = 9.5 \text{ мм} \cup z_0 = 3.5 \text{ мм}$$

$$-20 \leq x \leq 20 \text{ мм}; 0 \leq y \leq 20 \text{ мм}$$



г

$$r = 14.4 \text{ мм} \cup z_0 = 3.8 \text{ мм}$$

$$-45 \leq x \leq 45 \text{ мм}; 0 \leq y \leq 35 \text{ мм}$$

Рисунок 3.17 - Відновлення поверхні відгуку за допомогою створеної метамоделі, що представлено лініями рівня розподілу ГВС для деяких зрізів

Таблиця 3.3 - Вибіркові показники оцінки адекватності метамоделі НВСП з об'ємною структурою СЗ

Позначення підобласті	Декомпозиційна підобласть	$N_{\text{навч.}} / N_{\text{відтв.}}$	МАРЕ, %		$MS_R \cdot 10^{-3}$ середній квадрат залишків		$SS_R$ сума квадратів залишків	
			Навчання	Відтворення	Навчання	Відтворення	Навчання	Відтворення
$I_z: 2 \leq z \leq 3$ мм								
I <sub>r</sub>	$2 \leq r \leq 3$	672/1210	5.15	6.51	0.233	0.577	0.157	0.699
II <sub>r</sub>	$3 < r \leq 5$	1200/2420	10.7	15.31	0.819	2.5	0.983	6.08
III <sub>r</sub>	$5 < r \leq 8$	1749/3680	19.09	21.31	1.76	2.95	3.09	10.88
IV <sub>r</sub>	$8 < r \leq 10$	1312/2696	18.72	20.28	1.34	3.05	1.76	8.17
V <sub>r</sub>	$10 < r \leq 12$	1281/2637	19.33	20.98	2.13	4.05	2.74	10.69
VI <sub>r</sub>	$12 < r \leq 15$	2130/3630	15.31	21.2	1.19	4.17	2.551	15.14
$II_z 3 < z \leq 4$ мм								
I <sub>r</sub>	$2 \leq r \leq 3$	900/1800	4.35	6.22	0.276	0.513	0.249	0.925
II <sub>r</sub>	$3 < r \leq 5$	1295/2500	6.66	10.04	0.816	1.51	1.057	3.79
III <sub>r</sub>	$5 < r \leq 8$	2089/4153	9.51	12.76	1.15	1.84	2.415	7.8
IV <sub>r</sub>	$8 < r \leq 10$	1504/2900	12.68	19.74	1.03	3.03	1.551	8.8
V <sub>r</sub>	$10 < r \leq 12$	1428/2600	9.42	14.8	1.09	2.05	1.57	5.35
VI <sub>r</sub>	$12 < r \leq 15$	2518/4050	14.67	20.57	1.05	2.88	2.659	11.704

Таблиця 3.4 - Відомості щодо побудови метамоделі НВСП з об'ємною структурою СЗ у вигляді кругових витків для декількох підобластей

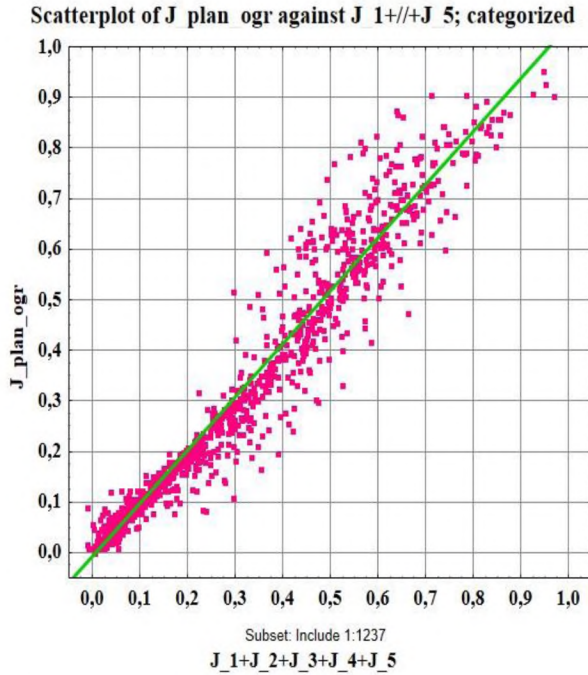
Декомпозиційні підобласті	$N_{\text{навч.}}/N_{\text{відтв.}}$	Композит нейромереж	Метамоделі, що є складовими композиту	Комітет мереж		
Підобласть $I_z-V_r$						
$8 < r \leq 10$	1312/2696	$J_1$	4-388-1(22)	№22, №104, №119		
			4-399-1(104)			
			4-401-1(119)			
		$J_2$	4-385-1(1)	№1, №11, №42		
			4-380-1(11)			
			4-388-1(42)			
		$J_3$	4-378-1(1)	№1, №38, №119		
			4-383-1(38)			
			4-394-1(119)			
		$J_4$	4-392-1(7)	№7, №63, №65, №47		
			4-400-1(63)			
			4-401-1(65)			
			4-398-1(47)			
		$J_5$	4-370-(2)	№2, №24, №43, №168		
			4-374-1(24)			
			4-377-1(43)			
			4-394-1(168)			
		$J_6$	4-368-(24)	№24, №49, №29, №250		
			4-371-1(49)			
			4-369-1(29)			
			4-398-1(250)			
		$J_7 = J_\Sigma$	4-370-(72)	№72, №59, №144, №287		
			4-368-1(59)			
			4-380-1(144)			
			4-394-1(287)			
		Підобласть $\Pi_z-I_r$				
		$2 \leq r \leq 3$	900/1800	$J_1$	4-277-1(22)	№22, №34, №51, №15
					4-279-1(34)	
4-281-1(51)						
4-276-1(15)						
$J_2$	4-300-1(41)			№41, №44, №8,		
	4-300-1(44)					
			4-275-1(8)			



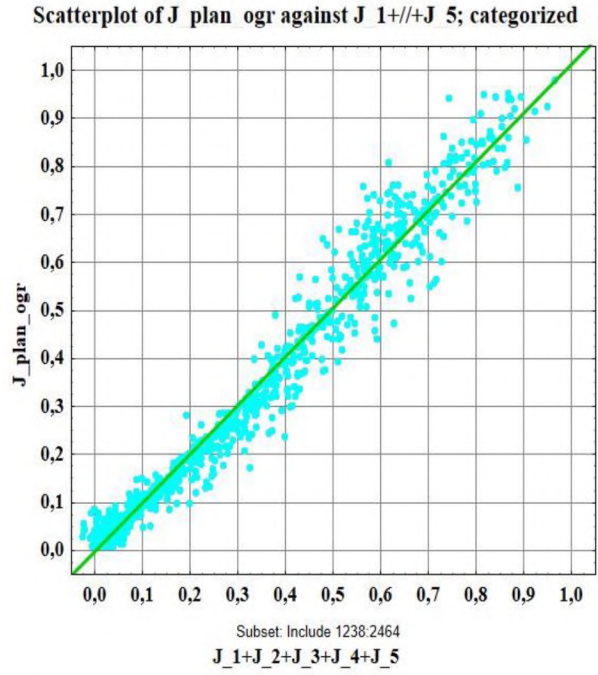
Продовження таблиці 3.4

Декомпозиційні підобласті	$N_{\text{навч.}}/N_{\text{відтв.}}$	Композит нейромереж	Метамоделі, що є складовими композиту	Комітет мереж
$2 \leq r \leq 3$	900/1800	$J_2$	4-276-1(17)	№17, №19
			4-276-1(19)	
		$J_3 = J_\Sigma$	4-301-1(58)	№58, №40, №63, №53
			4-286-1(40)	
			4-310-1(63)	
4-298-1(53)				
Підобласть $\Pi_z - \Pi_r$				
$5 < r \leq 8$	2089/4153	$J_1$	4-145-1(3)	№3, №104, №37, №311, №185, №384
			4-130-1(104)	
			4-145-1(37)	
			4-101-1(311)	
			4-129-1(185)	
			4-112-1(384)	
		$J_2$	4-105-1(97)	№97, №86, №129, №229, №116
			4-103-1(86)	
			4-109-1(129)	
			4-123-1(229)	
			4-107-1(116)	
		$J_3$	4-120-1(187)	№187, №208, №57, №93, №41
			4-123-1(208)	
			4-102-1(57)	
			4-107-1(93)	
			4-100-1(41)	
		$J_4 = J_\Sigma$	4-111-1(229)	№229, №64, №48, №49, №108
			4-88-1(64)	
			4-86-1(48)	
			4-86-1(49)	
4-94-1(108)				

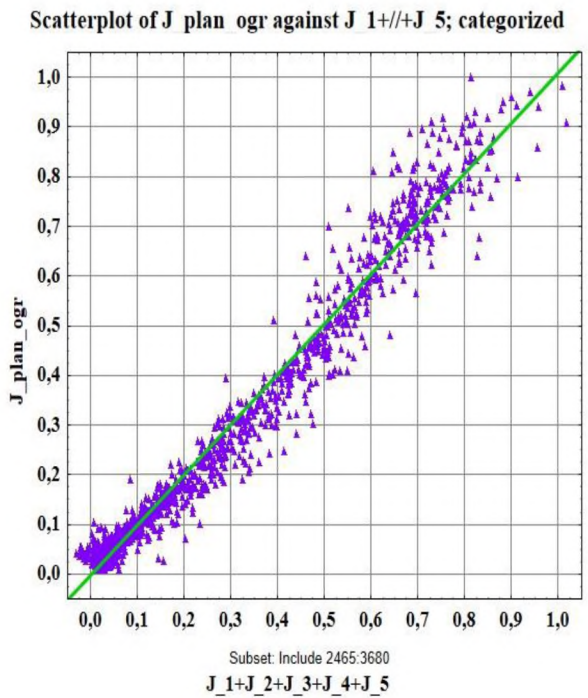
Діаграми розсіювання значень чотиривимірної апроксимаційної функції на етапі навчання для декомпозиційних підобластей  $I_z \cup \Pi_r$  та  $\Pi_z \cup V_r$  представлено на рис.3.18. Гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку для цих же підобластей - на рис.3.19.



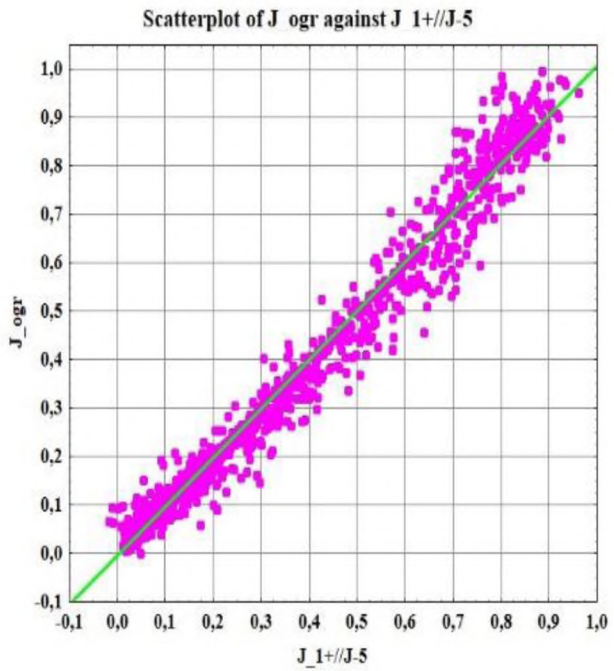
а  $5 < r \leq 6$  мм



б  $6 < r \leq 7$  мм

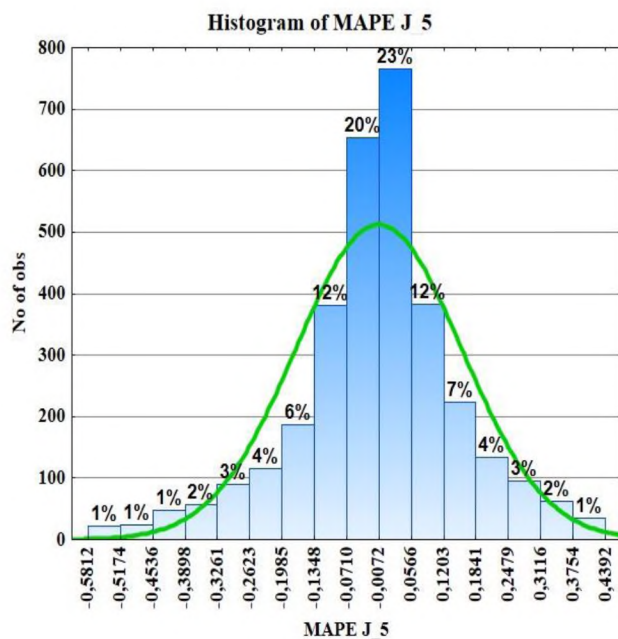


в  $7 < r \leq 8$  мм



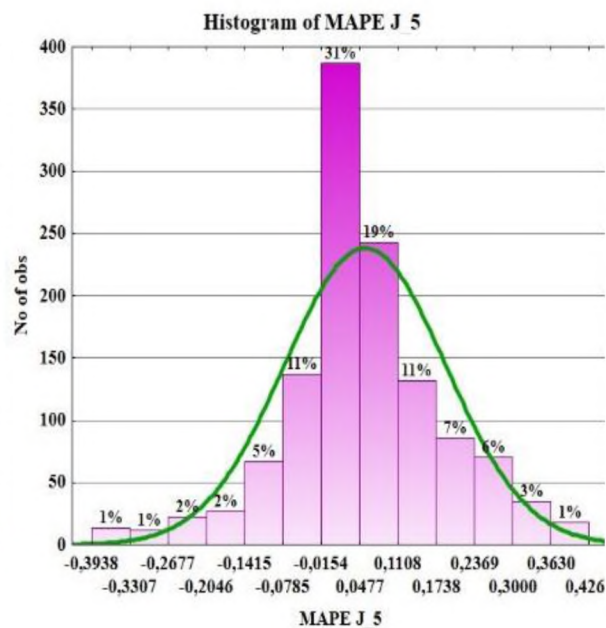
г  $11 < r \leq 12$  мм

Рисунок 3.18 - Діаграми розсіювання значень чотиривимірної апроксимаційної функції на етапі відтворення для декомпозиційних підобластей: а, б, в –  $I_z \cup III_r$ ; г –  $II_z \cup V_r$



а

$I_Z \cup III_r$ ;



б

$II_Z \cup V_r$

Рисунок 3.19 - Гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку на етапі відтворення для декомпозиційних підобластей

Перевірка відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним здійснюється за критерієм Фішера у послідовності, що наведена в розділі 2.3.3. Результат відповідності метамodelей цьому критерію для кожної декомпозиційної підобласті наведено в табл.3.5. Умова (3.7) виконується для всіх декомпозиційних підобластей, отже створена метамodelь для кожної підобласті адекватна.

Таблиця 3.5 - Статистичні показники оцінки адекватності метамоделі НВСП з об'ємною структурою СЗ за критерієм Фішера

Позначення підобласті	$N_{\text{вдтв.}}$	$MS_R \cdot 10^{-3}$ середній квадрат залишків	$SS_R$ сума квадратів залишків	$MS_D$ середній квадрат регресії	$SS_D$ сума квадратів регресії	$F_{\text{експ}} = \frac{MS_D}{MS_R}$	Критичне значення критерію Фішера
$I_z: 2 < z \leq 3$ мм							
$I_r$	1210	0.577	0.699	0.0422	51.119	73.21	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;1205} = 2.379$
$II_r$	2420	2.5	6.08	0.0551	133.35	22.04	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;2415} = 2.375$
$III_r$	3680	2.95	10.88	0.0611	225.111	20.736	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;3675} = 2.374$
$IV_r$	2696	3.05	8.17	0.067	180.64	21.96	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;2691} = 2.375$
$V_r$	2637	4.05	10.69	0.0672	177.45	16.61	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;2632} = 2.375$
$VI_r$	3630	4.17	15.14	0.0678	246.42	16.28	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;3625} = 2.374$
$II_z: 3 < z \leq 4$ мм							
$I_r$	1800	0.513	0.925	0.0381	68.68	74.26	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;1795} = 2.376$
$II_r$	2500	1.51	3.79	0.0548	137.211	36.35	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;2495} = 2.375$
$III_r$	4153	1.84	7.8	0.0728	302.796	39.61	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;4148} = 2.374$
$IV_r$	2900	3.03	8.8	0.0721	209.212	23.79	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;2895} = 2.375$
$V_r$	2600	2.05	5.35	0.08029	208.763	39.195	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;2595} = 2.375$
$VI_r$	4050	2.88	11.704	0.0721	292.142	25.046	$F_{\text{крит}}_{0,05;4;4045} = 2.374$

### 3.3. Суругатний параметричний оптимальний синтез систем збудження кругових накладних вихрострумів перетворювачів

#### 3.3.1. Суругатний синтез накладних вихрострумів перетворювачів з планарною структурою системи збудження та верифікація результатів синтезу

Надалі за допомогою отриманої в розділі 3.2.1 метамоделі реалізувалася задача оптимального синтезу. Розрізняють лінійний та нелінійний суругатний синтез вихрострумів перетворювачів. В рамках лінійного синтезу апіорі заданий рівномірний розподіл ГВС (рис.3.20) отримується визначенням МРС кожної котушки в системі збудження НВСП при умові заданої їх кількості та координат розміщення у просторі [9, 10]. В роботі [17] розглядався нелінійний синтез, а саме варіант змішаного синтезу, коли одночасно визначаються всі змінні, які входять до розрахункової формули лінійно та нелінійно.

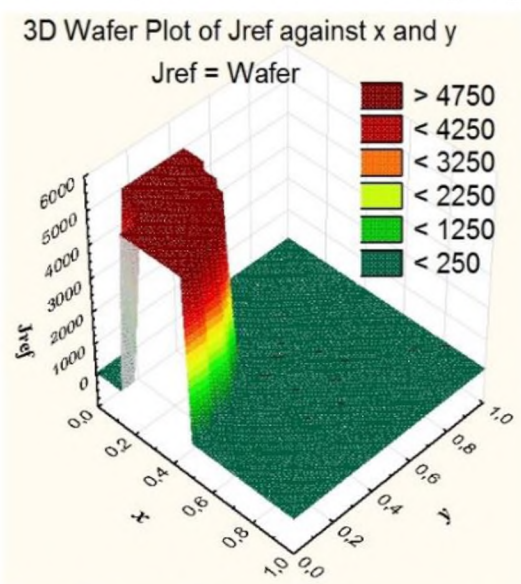


Рисунок 3.20 - Заданий рівномірний розподіл ГВС

Структура збудження складається із  $M$  котушок, які коаксіально з довільними радіусами  $r_k$  ( $k = 1...M$ ) розташовані на однаковій відстані  $z_0$  над ОК. Всі котушки підключені послідовно-зустрічно або послідовно-узгоджено і мають різну МРС  $Iw_k$  (рис.3.4 а) [17].

Задача параметричного синтезу полягає у одночасному визначенні значень МРС  $Iw_k$  в кожній із котушок та відповідно їх радіусів, які забезпечать наближення створеного розподілу

ГВС до заданого. На рис.3.21 проілюстровано результат синтезу неспіввісного НВСП, який має заданий П-подібний розподіл ГВС:

$$J_{reference} = \begin{cases} 0 & \text{при } 0 \leq r \leq 4.5 \cdot 10^{-3} \text{ м; та } r > 14.55 \cdot 10^{-3} \text{ м} \\ 5000 \text{ А/м}^2 & \text{при } 4.5 \cdot 10^{-3} < r \leq 14.55 \cdot 10^{-3} \text{ м} \end{cases} \quad (3.9)$$

Контрольні точки в області адекватності метамоделі  $(x \times y) = (30 \times 30)$  мм розташовувалися рівномірно й їх кількість була

достатньо великою та складала 210. Для розв'язку обернених нелінійних задач доцільно використовувати алгоритми оптимізації, які не застосовують похідні і добре зарекомендували себе при пошуку глобального екстремуму багатовимірних «яроподібних» цільових функцій [18, 19]. Так застосовувався популяційний метаевристичний алгоритм оптимізації роєм частинок з еволюційним формуванням складу рою, що являє собою низькорівневу гібридизацію генетичного алгоритму і алгоритму PSO і має високу збіжність [20]. Надалі розв'язок задачі оптимального синтезу для заданого П-подібного розподілу (3.9) знаходився шляхом визначення мінімуму цільової функції (2.36) з обмеженням. Для такого підходу довелося виконати перехід від задачі умовної оптимізації до безумовної, методом заміни змінних. Тобто накладено на шукані параметри  $r_k$  обмеження  $r_{min} \leq r_k \leq r_{max}$  і здійснена заміна змінних [21], що дозволяє знайти фізично реалізований розв'язок.

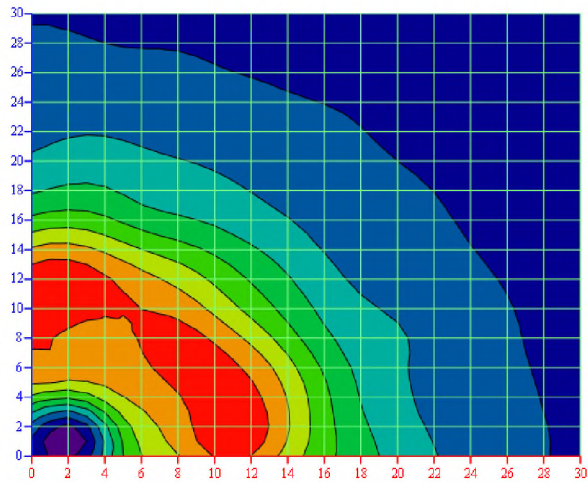
Результати чисельних експериментів нелінійного синтезу НВСП представлено на рис.3.21 а-г лініями рівня розподілу ГВС, який отриманий за «точною» електродинамічною моделлю, а параметри МРС котушок в табл.3.6.

Таблиця 3.6 - Результати розрахунку параметрів котушок різних структур системи збудження НВСП

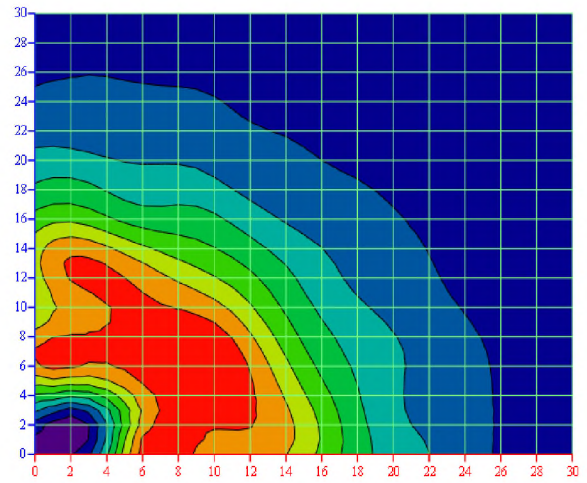
Параметри k-ї котушки системи	1	2	3	4	5	6	7
$\frac{I_{w_k}}{r_k \cdot 10^{-3}}, \frac{A \times \text{витки}}{M}$	$\frac{0.8633}{11.6231}$	$\frac{3.737}{2.817}$	$\frac{1.816}{3.09}$	$\frac{6.117}{2.492}$	-	-	-
	$\frac{0.7}{12.672}$	$\frac{2.375}{7.032}$	$\frac{-0.891}{8.591}$	$\frac{-1.342}{4.443}$	$\frac{1.603}{2}$	-	-
	$\frac{-0.471}{3.466}$	$\frac{0.384}{1.047}$	$\frac{0.728}{12.612}$	$\frac{0.352}{5.321}$	$\frac{0.304}{5.365}$	$\frac{0.544}{2}$	-
	$\frac{0.383}{6}$	$\frac{-0.325}{3.471}$	$\frac{-1.729}{5.937}$	$\frac{0.692}{12.648}$	$\frac{0.610}{6.957}$	$\frac{1.465}{5.623}$	$\frac{-0.140}{4.286}$

Знак «-» означає зустрічне включення котушки.

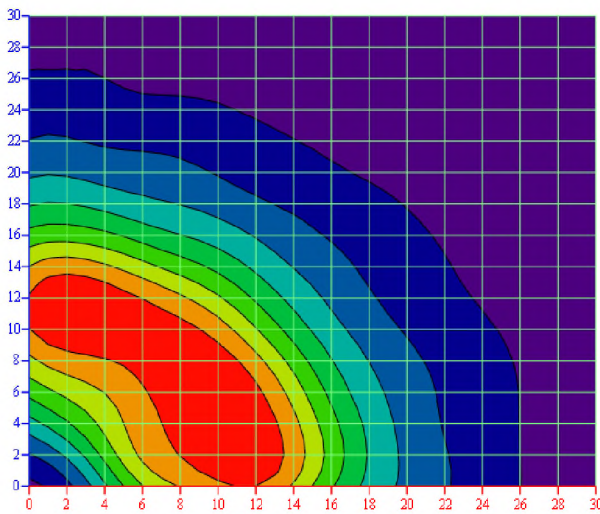
З метою порівняння отриманих результатів на рис.3.21 д наведено розподіл, що утворений класичним аналогом у вигляді одинарного витка з  $r = 12.5$  мм. При цьому площі зони однорідності розподілу ГВС синтезованої конструкції в порівнянні з класичним аналогом складають  $S_{C3} = 125.66 \text{ мм}^2$  та  $S_{\text{вит.}} = 90.27 \text{ мм}^2$  відповідно.



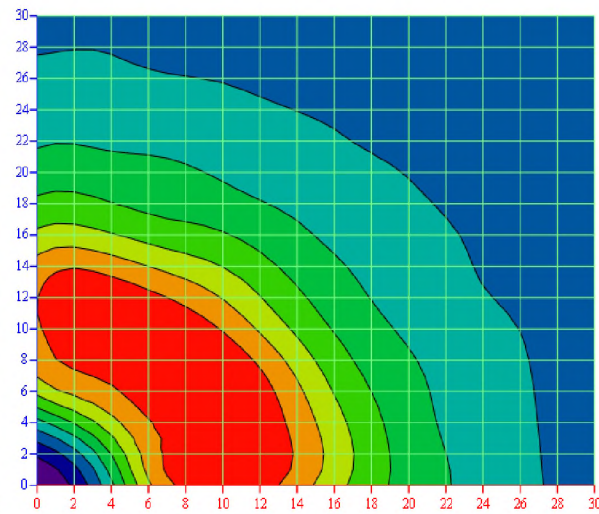
а



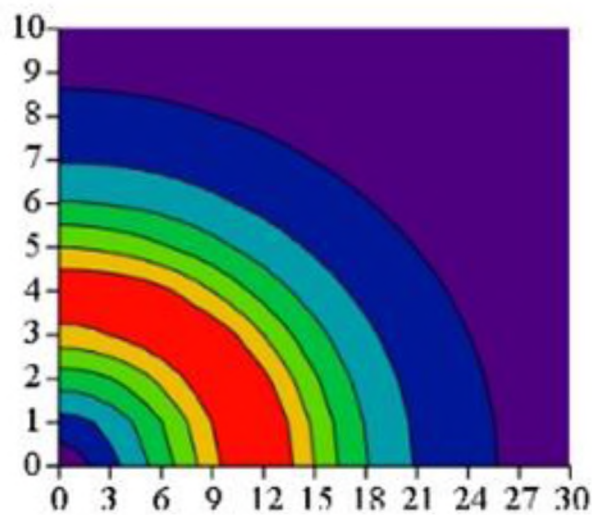
б



в



г



д

Рисунок 3.21 - Розв'язок розподілу ГВС НВСП для різноманітних структур збудження у вигляді ліній рівня: а –  $M = 4$ ; б –  $M = 5$ ; в –  $M = 6$ ; г –  $M = 7$ ; д – одинарний виток  $r = 12.5$  мм

Також лініями рівня на рис.3.22 показано абсолютне значення похибки отриманого розв'язку. Значення приведеної похибки синтезу в зоні контролю  $4.5 \text{ мм} \leq r \leq 14.55 \text{ мм}$  для різних структур систем збудження при  $M = 4, 5, 6, 7$  відповідно складає 9.12 %; 8.68 %; 8.59 %; 8.07 %.

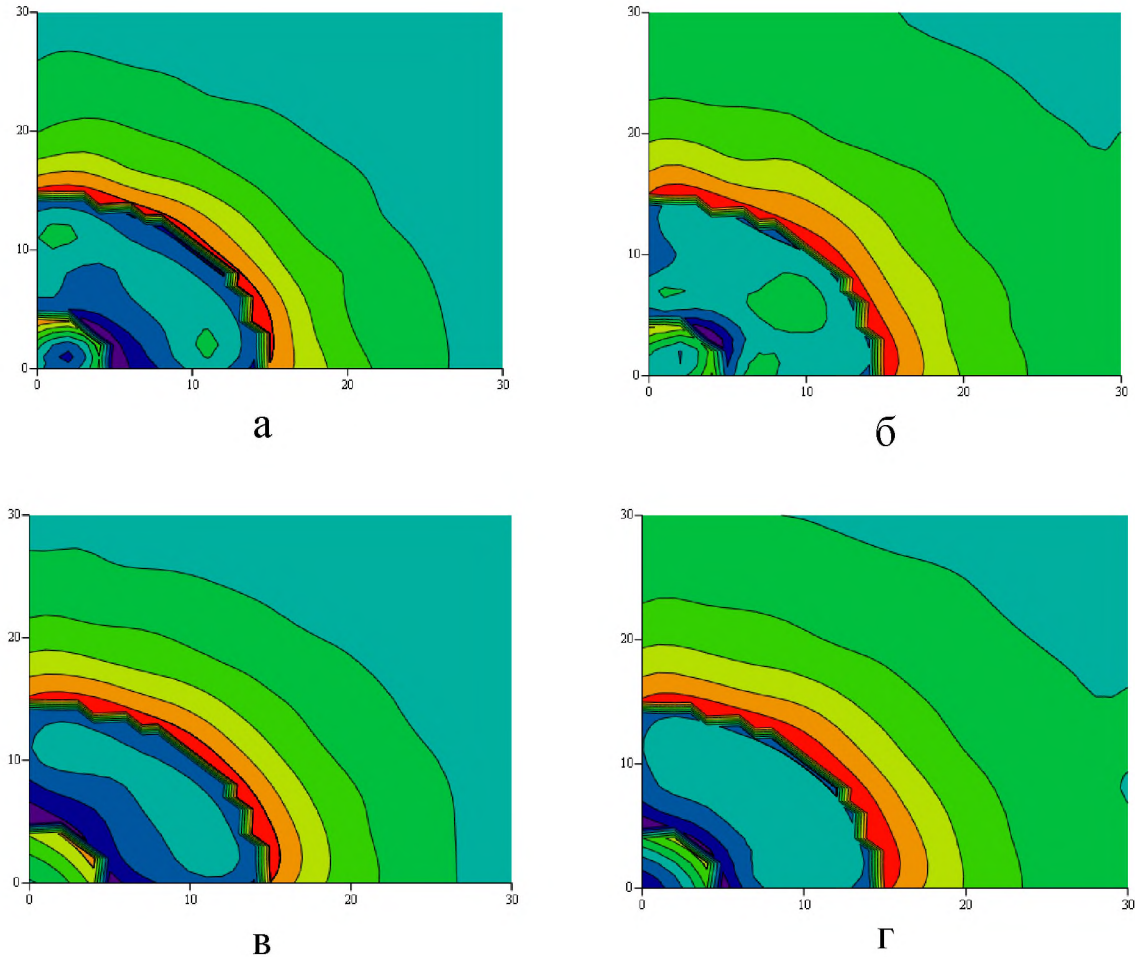


Рисунок 3.22 - Лінії рівня розподілу абсолютного значення похибки синтезу різноманітних структур збудження:  
 а –  $M = 4$ ; б –  $M = 5$ ; в –  $M = 6$ ; г –  $M = 7$

### 3.3.2. Суругатний синтез накладних вихрострумів перетворювачів з об'ємною структурою системи збудження та верифікація результатів синтезу

Отже, отримана в розділі 3.2.2 RBF-метамодель СВ НВСП використовується в формулі (2.36) квадратичного цільового функціонала замість «точної» електродинамічної математичної моделі (3.4), (3.5), а далі розв'язується задача лінійного оптимального синтезу із обмеженнями, тобто визначається MPC  $Iw_i$  кожної котушки СЗ, що в пі-



дсумку забезпечує близький до однорідного розподіл ГВС на поверхні ОК в зоні контролю [22]. Розв'язком задачі є параметри об'ємної СЗ, а саме середні радіуси КЗ  $r_{mi}$ , їх середня висота  $z_{mi}$  розташування над ОК та значення МРС  $Iw_i$  для кожної котушки, що забезпечують наперед заданий розподіл ГВС на поверхні в зоні контролю.

На шукані параметри накладено обмеження  $r_{\min} \leq r_m \leq r_{\max}$ ,  $z_{\min} \leq z_m \leq z_{\max}$  і здійснена заміна змінних [22], що дозволяє знайти фізично реалізований розв'язок.

При чисельному моделюванні задаємося низкою структур СЗ з різною кількістю котушок  $M = 3 \dots 5$ , які рівномірно розташовувалися над ОК  $\Delta z_{mi}$ , а середні радіуси сусідніх котушок змінювалися із кроком  $\Delta r_m$  (рис.3.12 а) [22]. Також в якості вихідних даних задається бажаний розподіл ГВС інтенсивністю  $J_{reference} = 80000 \text{ А/м}^2$  (рис.3.23, графік 1) на поверхні ОК в зоні контролю  $7 \text{ мм} \leq r \leq 20 \text{ мм}$ , який необхідно реалізувати синтезованою СЗ.

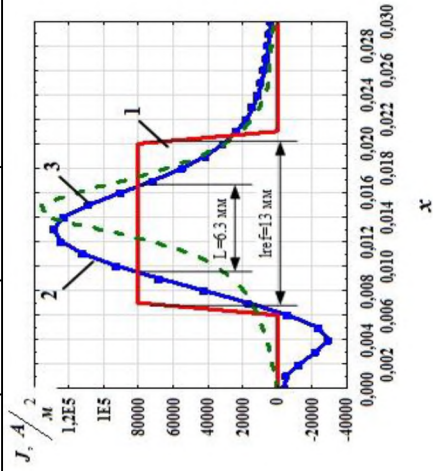
Розв'язок цієї задачі отримано стохастичними алгоритмами пошуку глобального екстремуму, які розглянуто в розділі 2.4. В результаті попереднього аналізу результатів синтезу відібрані декілька структур СЗ, що мають близький до однорідного розподіл ГВС в широкій зоні відносно заданої  $l_{ref} = 13 \text{ мм}$ . Результати чисельних експериментів лінійного синтезу об'ємних СЗ НВСП представлені розподілом ГВС на рис.3.23 (графік 2) із вказанням отриманої ширини зони контролю  $L$ , а параметри МРС для відповідних котушок наведені в табл.3.7 [22].

Отримані результати лінійного синтезу СЗ (рис.3.23) показують, що найбільшу ширину, де розподіл ГВС на поверхні в зоні контролю близький до однорідного, має структура із кількістю котушок  $M = 5$ . Порівняльний візуальний аналіз ширини  $L$  розподілу ГВС (рис.3.23 г, графік 2) і її ж, але отриманий від одинарного витка як джерела поля збудження (рис.3.23 г, графік 3), однозначно вказує на кращі результати, отримані синтезованою об'ємною СЗ. Найкращі результати має СЗ (варіант 4, табл.3.7) для якої ширина однорідної зони  $L = 9.2 \text{ мм}$ , що складає 70.7 % від бажаного значення.

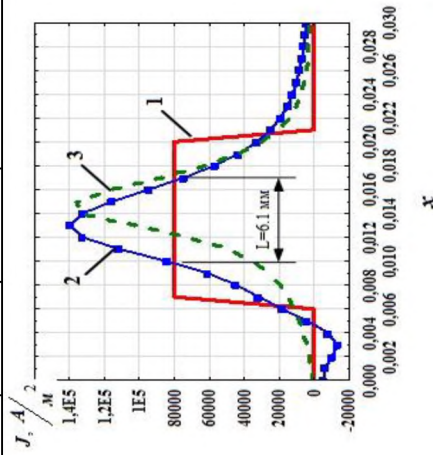
Розв'язок нелінійної ОЗ отримано стохастичними алгоритмами пошуку глобального екстремуму, а саме гібридним алгоритмом на основі генетичного з локальним пошуком симплексним методом Нелдера-Міда та популяційним метаевристичним алгоритмом оптимізації роєм частинок з еволюційним формуванням складу рою, що являє собою низькорівневу гібридизацію генетичного алгоритму й алгоритму PSO.

Таблиця 3.7 - Результати розрахунку параметрів котлошок різноманітних структур об'ємної системи збудження НВСП

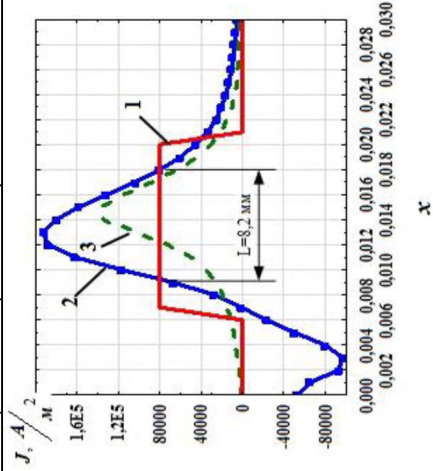
Синтезовані системи збудження																
№	варіант 1				варіант 2				варіант 3				варіант 4			
	П.П	$\Gamma_m$ , мм	$Z_m$ , мм	$I_w$ , А×ВИТКИ	$\Gamma_m$ , мм	$Z_m$ , мм	$I_w$ , А×ВИТКИ	$\Gamma_m$ , мм	$Z_m$ , мм	$I_w$ , А×ВИТКИ	$\Gamma_m$ , мм	$Z_m$ , мм	$I_w$ , А×ВИТКИ	$\Gamma_m$ , мм	$Z_m$ , мм	$I_w$ , А×ВИТКИ
1	5	2	2	-0.437	4	2.2	-0.334	3	2.3	-1.609	4.5	2.7	-2.915			
2	8	2.5	2.5	-0.045	7	2.7	0.149	6	2.6	0.151	7	3.0	3.52			
3	11	3	3	0.497	10	3.2	-0.492	9	2.9	-0.859	9.5	3.3	-1.688			
4	14	3.5	3.5	1.174	13	3.7	2.061	12	3.2	2.05	12	3.6	0.965			
								15	3.5	0.783	14.5	3.9	0.89			



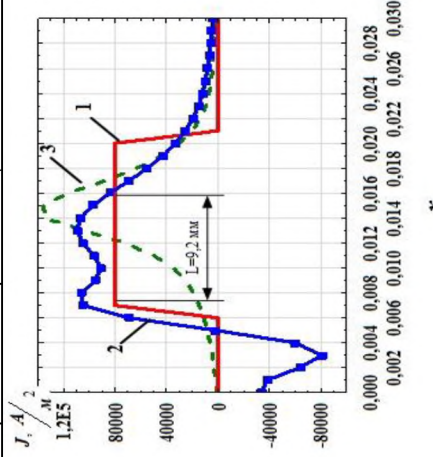
а



б



в



г

Рисунок 3.23 - Розподіл ГВС і ширина зони контролю структур збудження:

а – варіант 1; б – варіант 2; в – варіант 3; г – варіант 4

Конструкції синтезованих СЗ перетворювачів показані схематично на рис.3.24. Чисельні результати синтезу НВСП при апріорі заданому П-подібному розподілі ГВС в зонах контролю  $7 \text{ мм} \leq r \leq 20 \text{ мм}$  та  $5 \text{ мм} \leq r \leq 20 \text{ мм}$  для трьох об'ємних СЗ НВСП зі структурами з 3, 4 та 5 котушок представлено на рис.3.25 [23]. Кількість контрольних точок у функціоналі складала  $N_k = 60$ , вони розташовувалися рівномірно на поверхні ОК в області адекватності метамоделі.

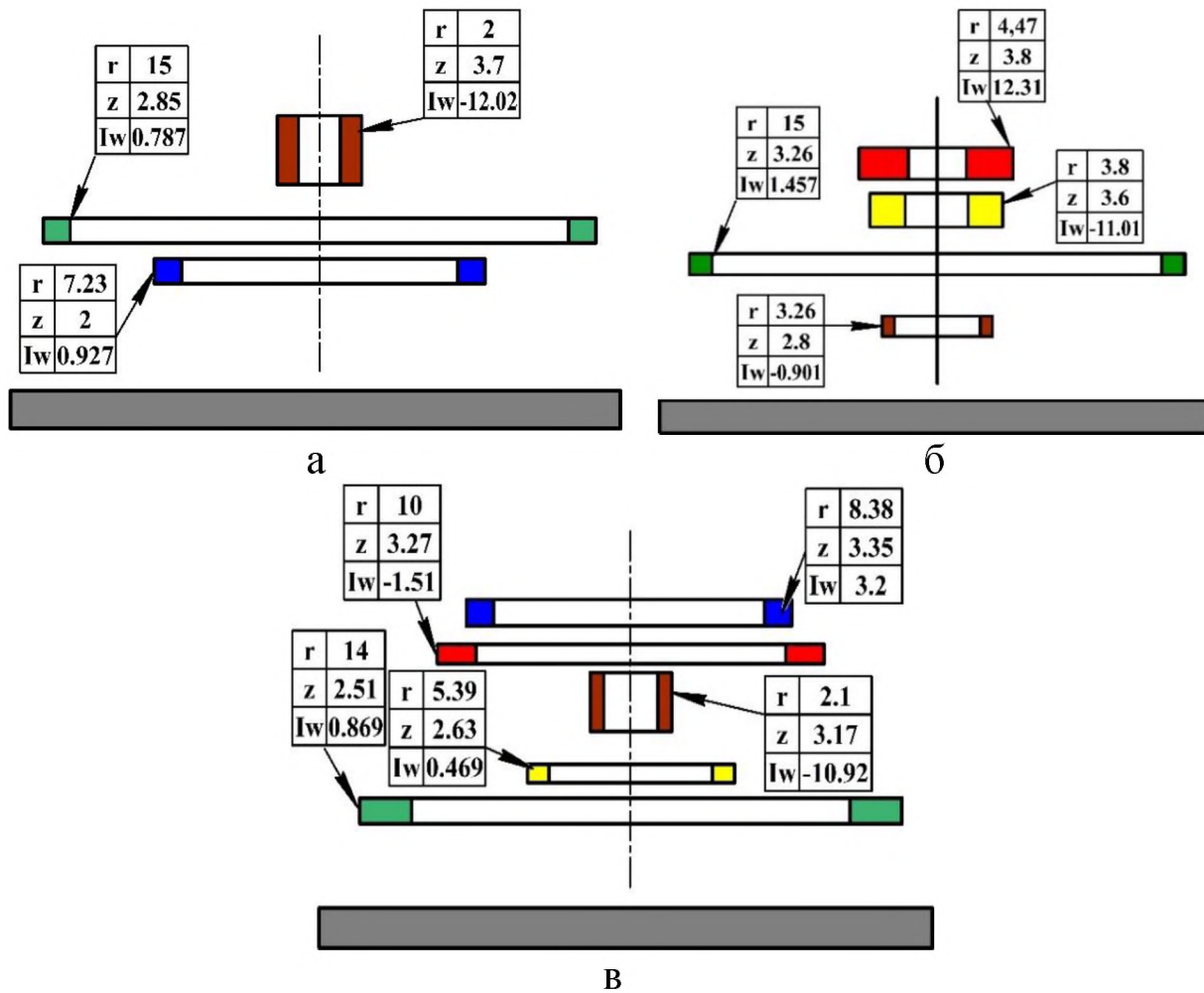
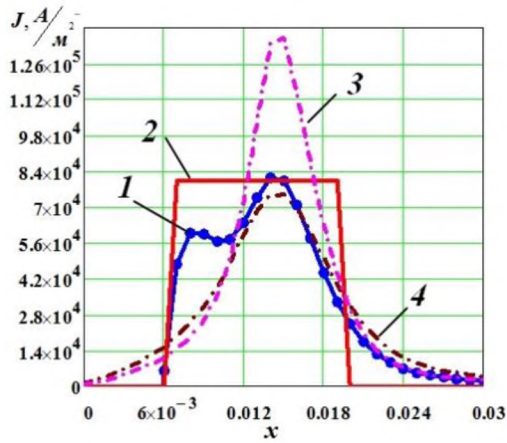


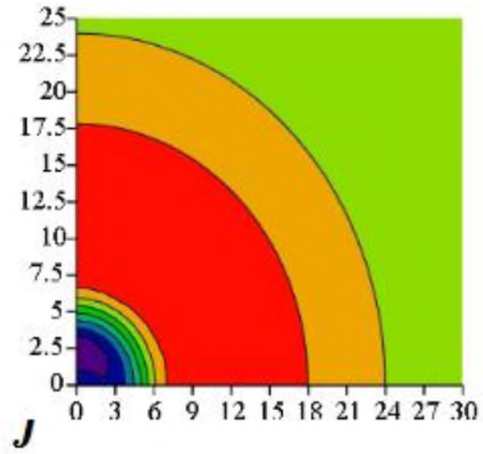
Рисунок 3.24 - Конструкції синтезованих СЗ перетворювачів:  
а –  $M = 3$ ; б –  $M = 4$ ; в –  $M = 5$

Для цих СЗ за «точними» математичними моделями отримано розподіли ГВС вздовж осі ОХ (графік 1 на рис.3.25 а-в). Для порівняння там же наведено бажаний розподіл ГВС (графік 2) та розподіли, утворені одинарним витком, що має радіус 15 мм та розташований на висотах 2 та 4 мм над ОК відповідно (графіки 3, 4). Також для наочності синтезований розподіл ГВС представлено у вигляді ліній рівня (рис.3.25 г-е).

$M=3$

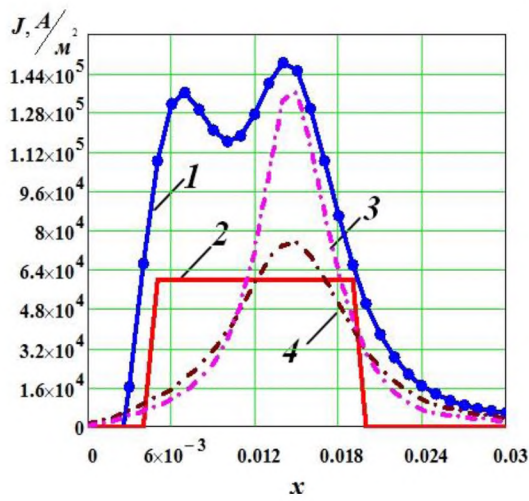


а

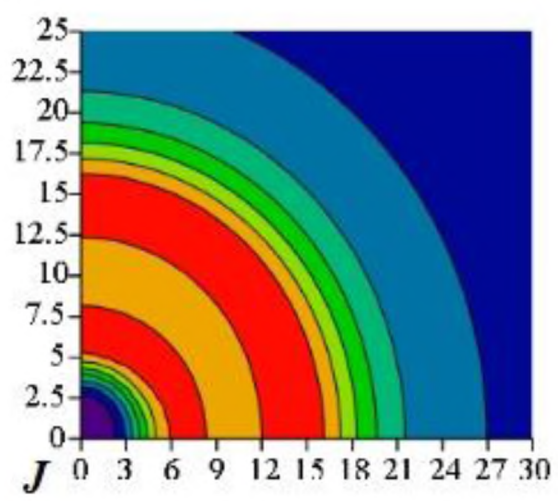


г

$M=4$

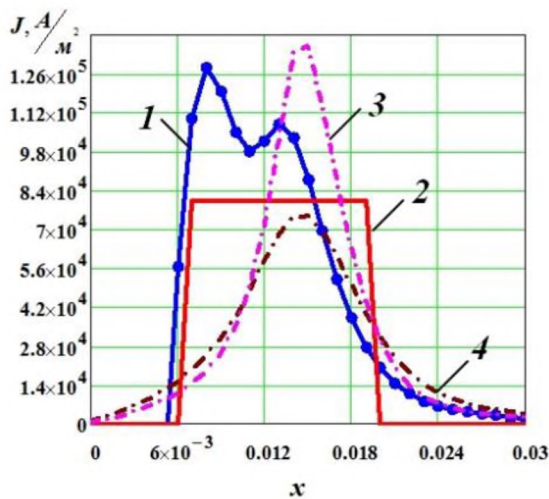


б

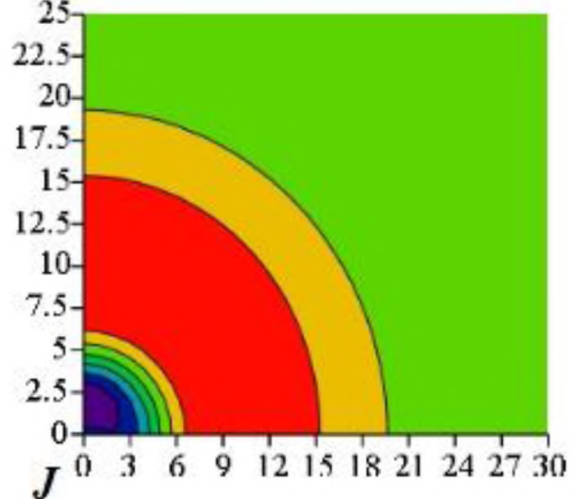


д

$M=5$



в



е

Рисунок 3.25 - Чисельні результати синтезу:  
а, б, в – розподіли ГВС вздовж осі ОХ;  
г, д, е – лінії рівня розподілу ГВС

Спостерігається певне не виконання умов синтезу щодо інтенсивності ГВС в зоні контролю, яких не вдається уникнути при послідовному ускладненні структури СЗ. Але цей факт не є критичним тому, що позитивні тенденції щодо зони однорідності розподілу ГВС є стійкими та саме це є надважливим. Також очевидними в цьому сенсі є переваги синтезованих СЗ перед їх класичними аналогами - одинарними витками. Так зона однорідності розподілу ГВС, що забезпечується одинарним витком складає  $S_{\text{вит.}} = 87.96 \text{ мм}^2$ , а синтезованою СЗ із  $M = 4$  секційних котушок -  $S_{\text{СЗ}} = 301.44 \text{ мм}^2$ . Порівняльний аналіз НВСП із планарними [17] та об'ємними коаксіальними СЗ свідчить щодо більших потенційних можливостей останніх для забезпечення вимог однорідності. Це можливо пояснити більшою варіабельністю структур СЗ, що обумовлено дозволенням просторовим розташуванням окремих секційних котушок.

### Список використаних джерел до глави 3

1. Itaya T., Ishida K., Kubota Y. et al. Visualization of Eddy Current Distributions for Arbitrarily Shaped Coils Parallel to a Moving Conductor Slab // Progress In Electromagnetics Research M. - 2016. - V. 47. - P. 1-12.
2. Itaya T., Ishida K., Tanaka A. et al. Eddy Current Distribution for a Rectangular Coil Arranged Parallel to a Moving Conductor Slab // IET Science, Measurement & Technology. – 2012. - V. 6. - № 2. – P. 43–51.
3. Ishida T., Itaya T., Tanaka A. et al. Magnetic Field Analysis of an Arbitrary Shaped Coil Using Shape Functions // IEEE Transactions on Magnetics. – 2009. – V. 45. - № 1. – P. 104–112.
4. Itaya T., Ishida K., Tanaka A., Takehira N., Miki T. A New Analytical Method for Calculation of the Eddy Current Distribution and its Application to a System of Conductor-Slab and Rectangular Coil // PIER Online. – 2011. – V. 7. - № 8. - P. 766-770.
5. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V. Studying the computational resource demands of mathematical models for moving surface eddy current probes for synthesis problems // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2018. – V. 95. - № 5/5. - P. 39-46.
6. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. Побудова RBF-метамоделей структур збудження рухомого концентричного вихрострумового перетворювача // Електротехніка та електромеханіка. - 2019. - № 2. - С. 28-38.

7. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V. The RBF-Metamodel Development of Surface Eddy-Current Probe for the Surrogate Optimal Synthesis Problem // International Journal “NDT Days”. – 2018. – V. 1. - № 4. – P. 425-433.

8. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. Нейромережева метамоделі циліндричного накладного вихрострумове перетворювача як складова сурогатного оптимального синтезу // Вісник Херсонського національного технічного університету. – 2018. – Т. 66. - № 3.1 – С. 32–38.

9. Трембовецька Р.В., Гальченко В.Я., Тичков В.В. Оптимальний сурогатний параметричний синтез накладних кругових неспіввісних вихрострумів перетворювачів із рівномірною чутливістю в зоні контролю // Вісник Херсонського національного технічного університету. – 2019. – Т. 69. - № 2.2. - С. 118-125.

10. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. Линейный синтез несоосных накладных вихретоковых преобразователей // International Journal “NDT Days”. - 2019. – V. 2. – №. 3. - P. 259-268.

11. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. Застосування нейрокомп'ютинга на етапі побудови метамоделей в процесі оптимального сурогатного синтезу антен // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2018. – № 74. – С. 60-72.

12. Радченко С.Г. Методология регрессионного анализа: монография. Київ: «Корнійчук», 2011. – 376 с.

13. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Storchak A.V. The Construction of Effective Multidimensional Computer Designs of Experiments Based on a Quasi-random Additive Recursive Rd–sequence // Applied Computer Systems. – 2020. – V. 25. - №. 1. - P. 70-76.

14. Бринк Х., Ричардс Дж., Феверолф М. Машинное обучение. Спб.: Питер, 2017. - 336 с.

15. Трембовецька Р.В., Гальченко В.Я., Тичков В.В., Сторчак А.В. Оцінка точності нейромережевих метамоделей кругових накладних вихрострумів перетворювачів // Вісник Черкаського державного технологічного університету. – 2019. – № 2. – С. 18-29.

16. Trembovetska R.V., Halchenko V.Y., Tychkov V.V. Multiparameter hybrid neural network metamodel of eddy current probes with volumetric structure of excitation system // International Scientific Journal «Mathematical Modeling». – 2019. - V. 3. - № 4. - P. 113-116.

17. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Storchak A.V. Nonlinear surrogate synthesis of the surface circular eddy current probes // Przegląd elektrotechniczny. – 2019. - № 9. – P. 76-82.

18. Gal'chenko V.Y., Yakimov A.N., Ostapushchenko D.L., Pareto-optimal parametric synthesis of axisymmetric magnetic systems with allowance for nonlinear properties of the ferromagnet // *Technical Physics*. – 2012. – V. 82. - № 7. – P. 1-7.

19. Galchenko V.Ya., Yakimov A.N. A turmitobionic method for the solution of magnetic defectometry problems in structural-parametric optimization formulation // *Russian Journal of Nondestructive Testing*. – 2014. - № 2. – P. 10-24.

20. Гальченко В.Я., Якимов А.Н., Остапущенко Д.Л. Поиск глобального оптимума функций с использованием гибрида мультиагентной роевой оптимизации с эволюционным формированием состава популяции // *Информационные технологии*. – 2010. - № 9. – С. 9-16.

21. Гальченко В.Я., Трембовецкая Р.В. MathCAD: математические методы и инструментальные средства оптимизации. Черкассы: ЧП Гордиенко Е.И., 2018. - 516 с.

22. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V., Storchak A.V. Linear Synthesis of Uniform Anaxial Eddy Current Probes with a Volumetric Structure of the Excitation System // *International Journal “NDT Days”*. - 2020. – V. 3. – №. 4. - P. 184-190.

23. Синтез вихрострумових перетворювачів з об'ємною структурою системи збудження, що реалізує однорідну чутливість в зоні контролю / В. Я. Гальченко, Р. В. Трембовецька, В. В. Тичков // *Технічна електродинаміка*. – 2021. – № 3.- С. 10 – 18.

24. Additive neural network approximation of multidimensional response surfaces for surrogate synthesis of eddy-current probes / Halchenko V. Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Sapogov M.M., Gromaszek K., Smailova S., Luganskaya S. // *Przegląd elektrotechniczny*. – 2021. - №9. – P.46-49.

25. Техніки створення сурогатних моделей вихрострумових перетворювачів в гіперпросторі засобами адитивної нейромережевої апроксимації / В.Я. Гальченко, Р.В. Трембовецька, В.В. Тичков // *Прикладні питання математичного моделювання*. – 2021. – т. 4. – № 1. – С. 67 - 77.

## ГЛАВА 4. МЕТОД СУРОГАТНОГО ОПТИМАЛЬНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО СИНТЕЗУ РАМКОВИХ РУХОМИХ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ

### 4.1. «Точна» електродинамічна модель рухомих рамкових накладних вихрострумів перетворювачів

Зупинимося далі на джерелі збудження ЕМП у вигляді одинарного витка прямокутної форми та розглянемо для нього розв'язок «точної» електродинамічної задачі. Прямокутний виток із розмірами  $a \times b$  живиться змінним струмом  $I$  частотою  $\omega$  та розташований на висоті  $z_0$  над ОК товщиною  $d$  з постійною питомою електричною провідністю  $\sigma$  та магнітною проникністю  $\mu_r$  (рис.4.1). Середовище вважалось лінійним, ізотропним і однорідним. Швидкість переміщення витка  $\vec{v} = (v_x, v_y, 0)$  відносно ОК постійна.

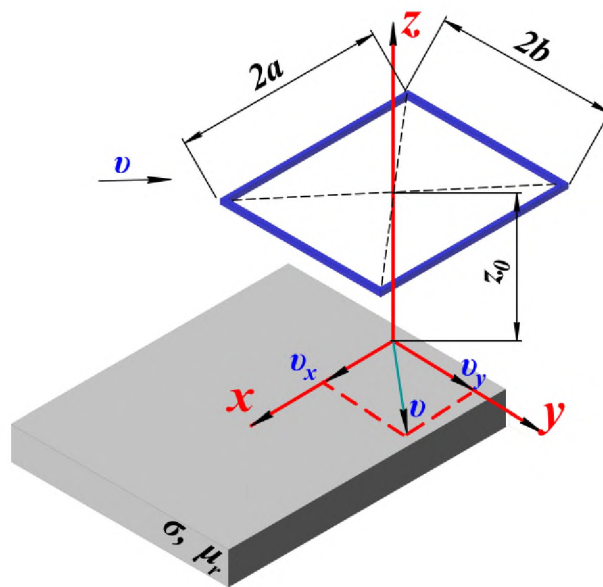


Рисунок 4.1 - Геометрична модель рамкового НВСП

Взаємодія джерела поля у вигляді одинарного витка із ОК визначається співвідношеннями комплексних складових магнітної індукції за просторовими координатам  $B_x, B_y, B_z$  [1-4], які отримано в результаті розв'язку диференціальних рівнянь Максвелла за умови неперервності тангенціальних  $H_{1t} = H_{2t}$  і нормальних  $B_{1n} = B_{2n}$  складових поля на границях розділу середовищ  $z = 0$  та  $z = -d$ :



$$\begin{aligned}
B_{2x} = & -j \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{2 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sin(a \cdot \xi) \cdot \sin(b \cdot \eta)}{\eta \cdot \left(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}\right)} \times \\
& \times \left[ \left\{ \begin{array}{l} -\left(1 + \lambda_0\right) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ \left(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} + \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ \left(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\
& \times e^{-z \cdot 0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta, \tag{4.1}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
B_{2y} = & -j \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{2 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sin(a \cdot \xi) \cdot \sin(b \cdot \eta)}{\xi \cdot \left(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}\right)} \times \\
& \times \left[ \left\{ \begin{array}{l} -\left(1 + \lambda_0\right) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ \left(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} + \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ \left(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\
& \times e^{-z \cdot 0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta, \tag{4.2}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
B_{2z} = & \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{2 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\left(\xi^2 + \eta^2\right) \cdot \sin(a \cdot \xi) \cdot \sin(b \cdot \eta)}{\xi \cdot \eta \cdot \gamma \cdot \left(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d}\right)} \times \\
& \times \left[ \left\{ \begin{array}{l} -\left(1 + \lambda_0\right) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ \left(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ \left(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\
& \times e^{-z \cdot 0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta. \tag{4.3}
\end{aligned}$$

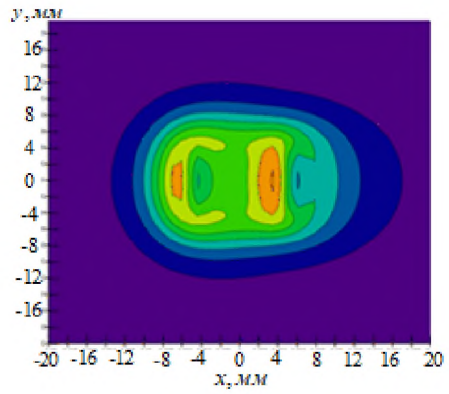
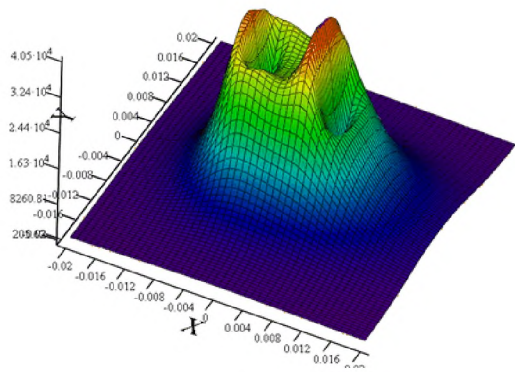
Тоді складові ГВС за просторовими координатами  $x$ ,  $y$ ,  $z$  відповідно визначаються за формулами (2.29)-(2.30) із врахуванням (4.1)-(4.3):

$$\begin{aligned}
J_x = & j \cdot \frac{I}{2 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{(\gamma^2 - \xi^2 - \eta^2) \cdot \sin(a \cdot \xi) \cdot \sin(b \cdot \eta)}{\eta \cdot \xi \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\
& \times \left[ \left\{ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\
& \times e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta,
\end{aligned} \tag{4.4}$$

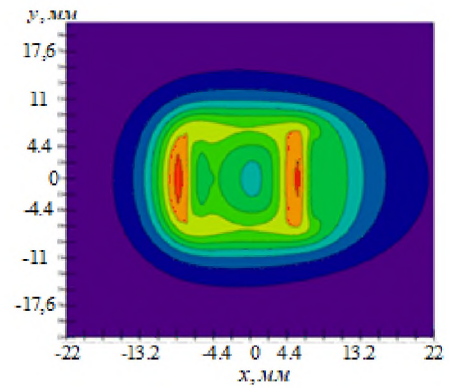
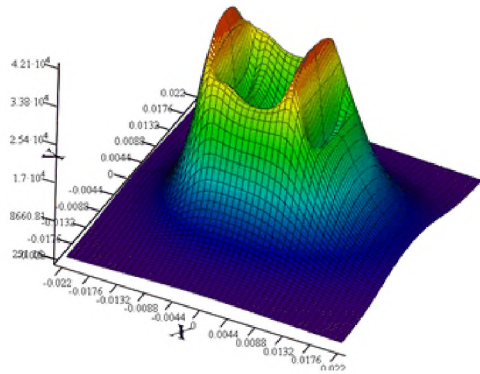
$$\begin{aligned}
J_y = & j \cdot \frac{I}{2 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{(\gamma^2 - \xi^2 - \eta^2) \cdot \sin(a \cdot \xi) \cdot \sin(b \cdot \eta)}{\eta \cdot \gamma \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\
& \times \left[ \left\{ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\
& \times e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta.
\end{aligned} \tag{4.5}$$

Створені алгоритми та програмно реалізовано розрахунки розподілу ГВС в ОК за «точними» електродинамічними моделями (4.1)-(4.5) для рамкового НВСП із врахуванням ефекту швидкості (рис.4.2). Розрахунок здійснювався за наступних вихідних даних: просторові координати зони контролю  $x = -30 \dots 30$  мм;  $y = -30 \dots 30$  мм; розміри одинарних витків СЗ  $a = 3 \dots 15$  мм,  $b = 3 \dots 15$  мм. Всі інші параметри є сталими і дорівнювали:  $d = 10$  мм,  $z_0 = 3$  мм,  $\vec{v} = (40, 0, 0)$  м/с, частота струму збудження  $f = 1$  кГц, електрофізичні параметри матеріалу ОК відповідно  $\sigma = 3.745 \cdot 10^7$  См/м та  $\mu_r = 1$ .

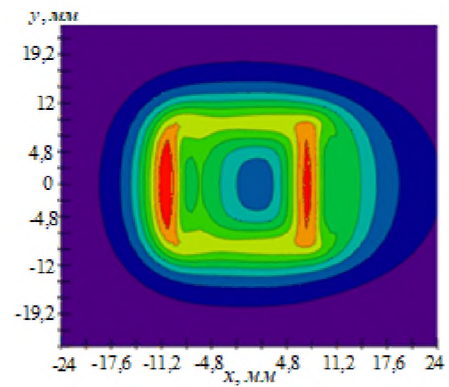
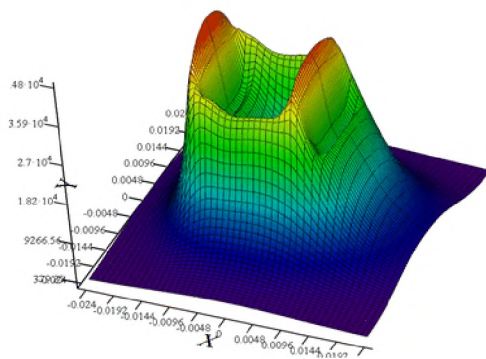
Розподіл ГВС має суттєво нелінійну характеристику в зоні контролю (рис.4.2) і покращити його, а саме наблизити до бажаного однорідного, можна використанням системи котушок збудження різноманітних структур, як показано автором на прикладі кругових ВСП [5-8].



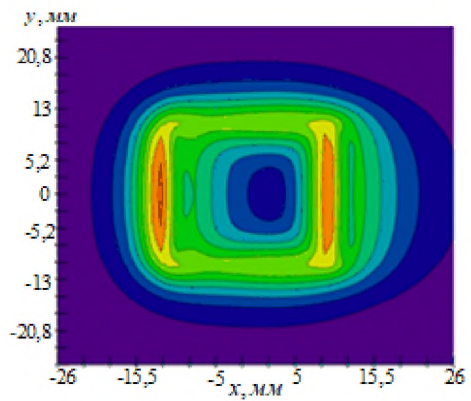
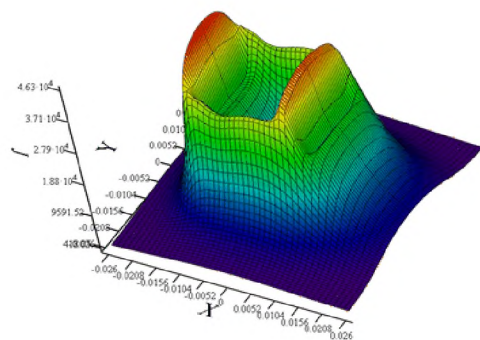
а



б

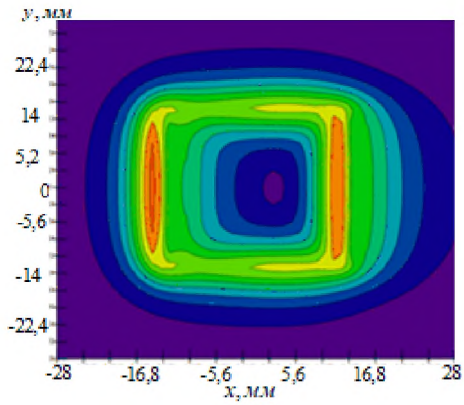
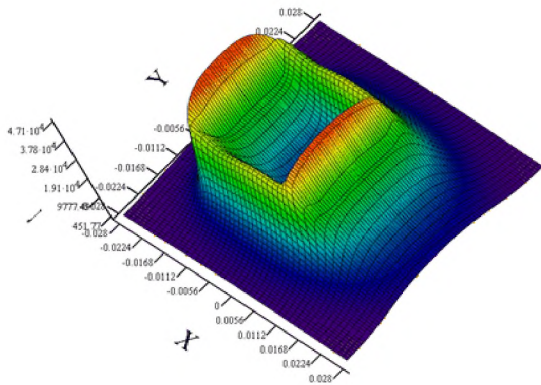


в

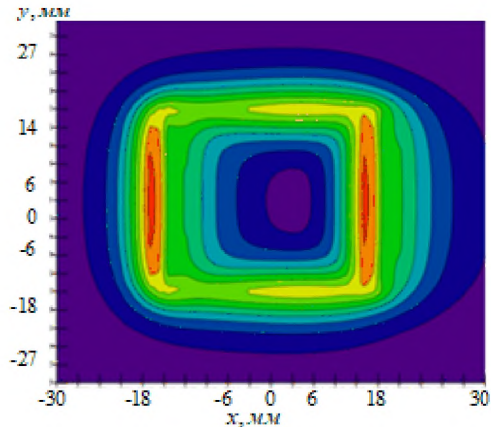
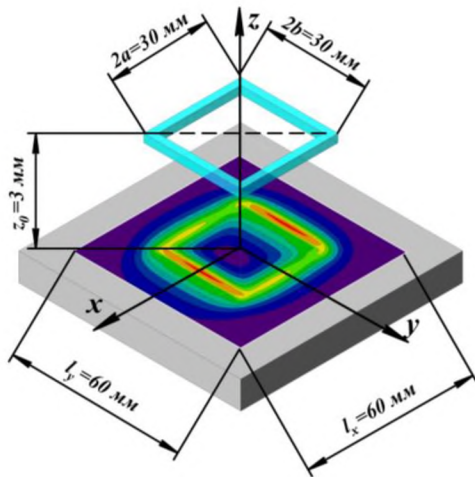


г

Рисунок 4.2 - Розподіл ГВС на поверхні ОК, представлений у вигляді 3D та ліній рівня, створений одинарним витком прямокутної форми: а – з розмірами  $5 \times 5$  мм; б – з розмірами  $7 \times 7$  мм; в – з розмірами  $9 \times 9$  мм; г – з розмірами  $11 \times 11$  мм;



Д



е

Продовження рисунка 4.2 - Розподіл ГВС на поверхні ОК, представлений у вигляді 3D та ліній рівня, створений одинарним витком прямокутної форми: д – з розмірами  $13 \times 13$  мм; е – з розмірами  $15 \times 15$  мм

Затрати часу на розрахунок ГВС для тестової області за «точною» математичною моделлю для випадків нерухомого перетворювача та при врахуванні ефекту швидкості складає від 2.5 до 9 годин відповідно [9].

Аналітична математична модель прямокутної котушки СЗ НВСП (рис.4.3) отримується на основі математичної моделі тонкого прямокутного витка (4.1)-(4.5) додатковим інтегруванням за площею поперечного перетину за умови сталої густини струму в ньому.

А саме, в виразах (4.1)-(4.5) складова  $S(\xi, \eta) \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}}$ , де  $S(\xi, \eta) = -j \cdot \frac{4}{\xi} \cdot \sin(a \cdot \xi) \cdot \sin(b \cdot \eta)$  замінюється співвідношеннями, що отримані інтегруванням за площею поперечного перетину [2]:

$$\frac{w}{q \cdot \tau} \cdot \left[ \int_{-q/2}^{q/2} \sin((a_m + p) \cdot \xi) \cdot \sin((b_m + p) \cdot \eta) dp \right] \times \quad (4.6)$$

$$\times \left[ \int_{z_m - \tau/2}^{z_m + \tau/2} e^{-g \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} dg \right] = \frac{w}{q \cdot \tau} \cdot I_s(a_m, b_m, q) \cdot I_E(z_m, \tau)$$

де  $q = b_2 - b_1$ ;  $\tau = z_2 - z_1$ ;  $a_m = (a_1 + a_2)/2$ ;  $b_m = (b_1 + b_2)/2$ ;  $z_m = (z_1 + z_2)/2$  - середнє значення розмірів та висоти розташування котушки над ОК відповідно;  
 $p, g$  - змінні інтегрування.

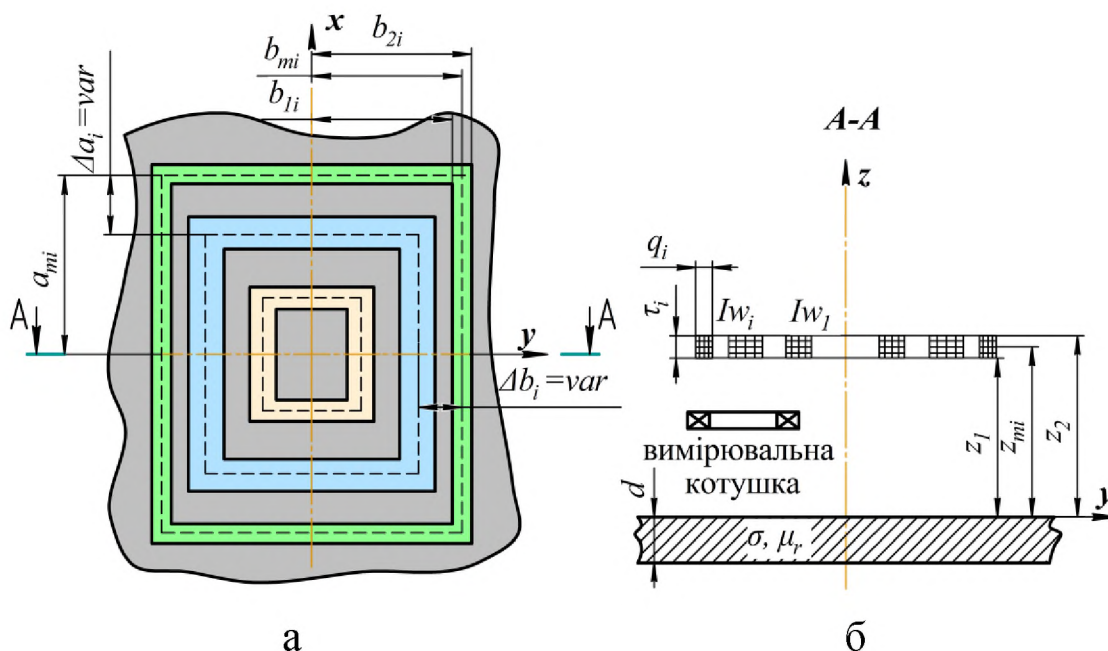


Рисунок 4.3 - Планарна СЗ рамкового НВСП:  
а – загальний вигляд; б – перетин А-А

Аналітичний вираз для складової  $I_E(z_m, \tau)$  має наступний вигляд [2]:

$$I_E(z_m, \tau) = \int_{z_m - \tau/2}^{z_m + \tau/2} e^{-g \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} dg = \frac{e^{z_m \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}}}{\sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \begin{pmatrix} e^{-\left(\frac{\tau}{2} \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right)} - \\ -e^{\left(\frac{\tau}{2} \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}\right)} \end{pmatrix}. \quad (4.7)$$

Остаточна математична модель секційної котушки СЗ НВСП, що визначає розподіл ГВС на поверхні ОК визначається за формулами (4.4), (4.5) із врахуванням вище наведених співвідношень.

#### 4.2. Побудова метамоделі рамкового рухомого накладного вихрострумowego перетворювача з планарною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності

Планарна структура СЗ прямокутної форми складається із сукупності послідовно з'єднаних секційних котушок із розмірами сторін  $a_i \times b_i$  й прямокутним перетином, ширина та висота якого для кожної котушки є індивідуальною  $q_i \times \tau_i$  (рис.4.4). Котушки включені зустрічно або узгоджено “за полем” та розташовані на однаковій середній висоті  $z_{0m}$  над ОК. При цьому кожна  $i$ -та з  $M$  котушок збудження ( $i = 1 \dots M$ ) розташована в просторі рівномірно  $\Delta a = \text{const}$ ,  $\Delta b = \text{const}$  (рис.4.4) [10].

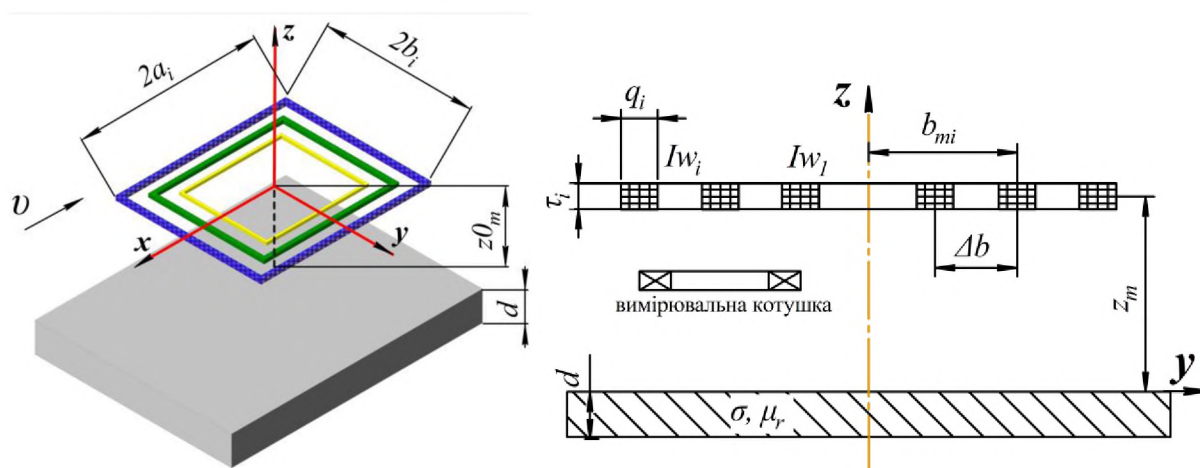


Рисунок 4.4 - Планарна структура СЗ прямокутної форми

Функціональна апроксимаційна залежність розподілу ГВС для рухомого рамкового НВСП є багатовимірною  $\hat{J}=f(x, y, a, b)$  та залежить від декількох параметрів, а саме просторових координат  $x$  й  $y$  на поверхні ОК в зоні контролю та геометричних розмірів  $a$  і  $b$  секцій котушок СЗ. Для побудови багатовимірної апроксимаційної моделі добре зарекомендували себе завдяки універсальним апроксимаційним властивостям RBF-нейронні мережі, тобто НМ на радіально-базисних функціях.

При цьому, як було неодноразово показано в ряді робіт [5-8], використовувати одинарну RBF-нейромережу не доцільно з огляду на велику похибку отриманої таким чином метамоделі. Тому викорис-

тано гібридний підхід із одночасним застосуванням декомпозиції області пошуку та асоціативних технік НМ [5, 7, 8, 11]. Для побудови багатовимірної метамоделі створюється масив навчальної вибірки розрахунком розподілу ГВС за функціональними в загальному випадку залежностями (4.4), (4.5). Для утворення такого масиву застосовано комп'ютерні методи рівномірного заповнення гіперпростору пошуку опорними точками, тобто оптимальний КПЕ [12, 13]. Використання КПЕ за умови невизначеності топології гіперповерхні збільшує ймовірність потрапляння опорних точок в області екстремумів та перегинів. Як показано в дослідженні [12] та розділі 2.3.1, найкращі характеристики гомогенності багатовимірних ПЕ забезпечуються на основі квазівипадкових безпараметричних адитивних рекурсивних R-послідовностей та комбінацій ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей Соболя.

Згідно з алгоритмом сурогатної оптимізації першим етапом є побудова метамоделі ВСП на основі КПЕ. Оскільки топологія гіперповерхні відгуку складна, тому КПЕ для багатовимірною плану реалізовано на основі комбінації ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей Соболя, які мають кращі показники центрованого та циклічного розходжень, а саме послідовностей  $(\xi_6, \xi_7, \xi_{12}, \xi_{14})$  [12].

Надалі обмежимося розглядом окремого випадку прямокутної рамки, а саме квадратної рамки тобто, коли середні розміри рівні  $a_{mi} = b_{mi}$  та відповідно приріст  $\Delta$  параметру сталий  $\Delta a = \Delta b = \text{const}$ . Метамоделю, як функція трьох параметрів  $\hat{J} = f(x, y, a_m)$  будується для рухомої структури СЗ в вигляді сукупності ампер-витків квадратної форми. Для побудови метамоделі діапазони варіювання змінних наступні: просторові координати зони контролю  $x = -35 \dots 35$  мм;  $y = 0 \dots 25$  мм; розміри котушок СЗ  $a_m = 3 \dots 15$  мм. При цьому за розміром котушки  $a_m$  область пошуку розділена на шість підобластей I<sub>a</sub> ( $3 \leq a \leq 5$  мм), II<sub>a</sub> ( $5 < a \leq 7$  мм), III<sub>a</sub> ( $7 < a \leq 9$  мм), IV<sub>a</sub> ( $9 < a \leq 11$  мм), V<sub>a</sub> ( $11 < a \leq 13$  мм), VI<sub>a</sub> ( $13 < a \leq 15$  мм). Всі інші параметри є сталими і дорівнювали:  $d = 10$  мм,  $z_m = 3$  мм,  $\vec{v} = (40, 0, 0)$  м/с, частота струму збудження  $f = 1$  кГц, електрофізичні параметри матеріалу ОК відповідно  $\sigma = 3.745 \cdot 10^7$  См/м та  $\mu_r = 1$  [10].

Реалізований КПЕ, в точках якого розраховано значення ГВС за «точною» електродинамічною моделлю (4.4)-(4.5) для кожної декомпозиційної підобласті. На рис.4.5 представлено такий план для декількох підобластей, а саме III<sub>a</sub> ( $7 < a \leq 9$  мм), числові значення цього плану наведено в додатку Ж, та V<sub>a</sub> ( $11 < a \leq 13$  мм). Кількість точок КПЕ - в таблиці 4.2.

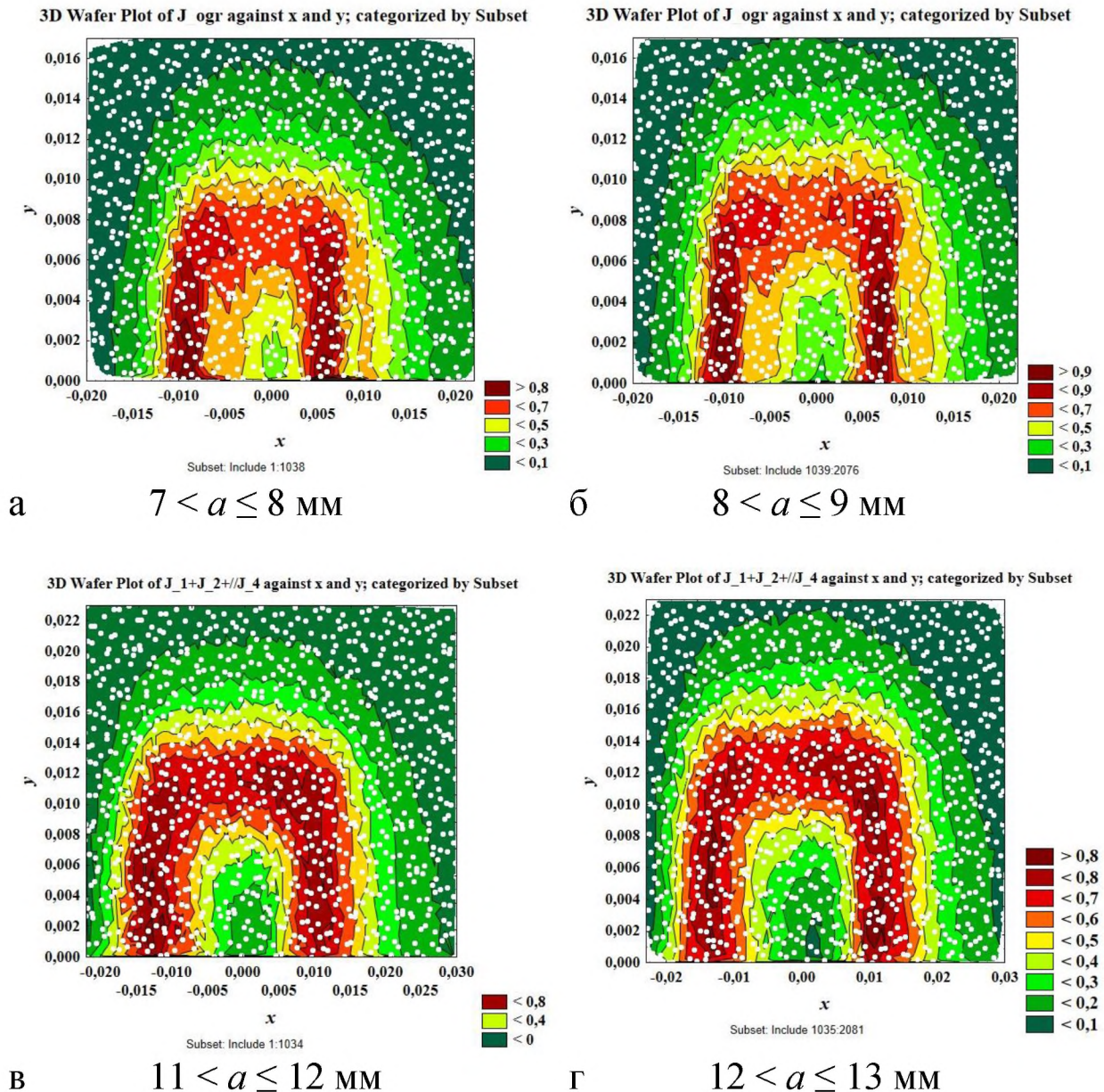


Рисунок 4.5 - Навчальна вибірка у вигляді ліній рівня узагальнених зрізів розподілу ГВС з нанесеними точками КПЕ на ЛП<sub>τ</sub>-послідовностях для декомпозиційних підобластей:  
а, б – Ш<sub>г</sub>; в, г – V<sub>а</sub>

Отже, метамоделі отримано для кожної підобласті із застосуванням адитивної НМ-регресії [14, 15]. Одночасно для підвищення точності використано беггінг-процедуру формування підвбірок. Для утворення комітету НМ відбиралися найкращі мережі за показниками коефіцієнту детермінації  $R^2$ , відношення стандартних відхилень  $S.D.ratio$ ,  $MAPE$ , % [16-18]. Тоді вихід кожного проміжного рівня НМ формується усередненням за ансамблем НМ, що мають продуктивність більше 90 % [5-8, 10]. Кількість проміжних рівнів визначається рівнем  $MAPE$ , що не перевищує 15 %.



В табл.4.1 для прикладу наведено відомості щодо побудови метамоделі для однієї підобласті  $7 < a \leq 9$  мм. По-перше, показано чотири проміжні рівні адитивної НМ-регресії  $J_1$ - $J_4$  та для кожного із яких представлено складові НМ, що відібрані для утворення комітету. По-друге, в цій же таблиці для кожного проміжного рівня адитивної НМ-регресії наведено отримані чисельні значення  $MAPE$ , середнього квадрату залишків  $MS_R$ , стандартної похибки оцінки адекватності  $S_R$ . Окрім наведених в табл.4.1 статистичних показників, створені метамоделі оцінювалися і за низкою інших як якісних, так і кількісних [16-18].

Таблиця 4.1 - Відомості щодо створення метамоделі квадратного рухомого НВСП з планарною структурою СЗ для підобласті  $\Pi_a$  ( $N_{навч.} = 2076$ ) на етапах навчання та відтворення поверхні відгуку

Рівень адитивної НМ-регресії	Нейронні мережі, що є складовими комітетів	MAPE, %		$MS_R \cdot 10^{-3}$		$S_R$	
		навчання	відтворення	навчання	відтворення	навчання	відтворення
$\hat{J}_1$	RBF-3-330-1(32)	11.53	12.14	2.99	2.85	0.0547	0.053
	RBF-3-297-1(83)						
	RBF-3-245-1(386)						
	RBF-3-306-1(200)						
	RBF-3-283-1(291)						
$\hat{J}_2$	RBF-3-200-1(6)	9.02	9.42	2.24	2.28	0.0473	0.0478
	RBF-3-240-1(57)						
	RBF-3-302-1(129)						
	RBF-3-304-1(142)						
	RBF-3-304-1(144)						
$\hat{J}_3$	RBF-3-300-1(116)	7.96	8.54	1.87	2.03	0.0432	0.045
	RBF-3-297-1(96)						
	RBF-3-274-1(69)						
	RBF-3-281-1(74)						
	RBF-3-300-1(113)						
$\hat{J}_4$	RBF-3-195-1(2)	7.38	7.97	1.74	1.93	0.0416	0.0439
	RBF-3-273-1(11)						
	RBF-3-297-1(36)						

Наступним необхідним етапом є перевірка якості отриманої метамоделі. Для такої перевірки виконано відтворення гіперповерхні відгуку у всіх підобластях на кількості точок  $N_{відтв.} = 4090$  та

за сукупністю статистичних показників оцінено її адекватність та інформативність [18]. Результати відтворення у вигляді ліній рівня для деяких узагальнених зрізів поверхні наведено на рис.4.6.

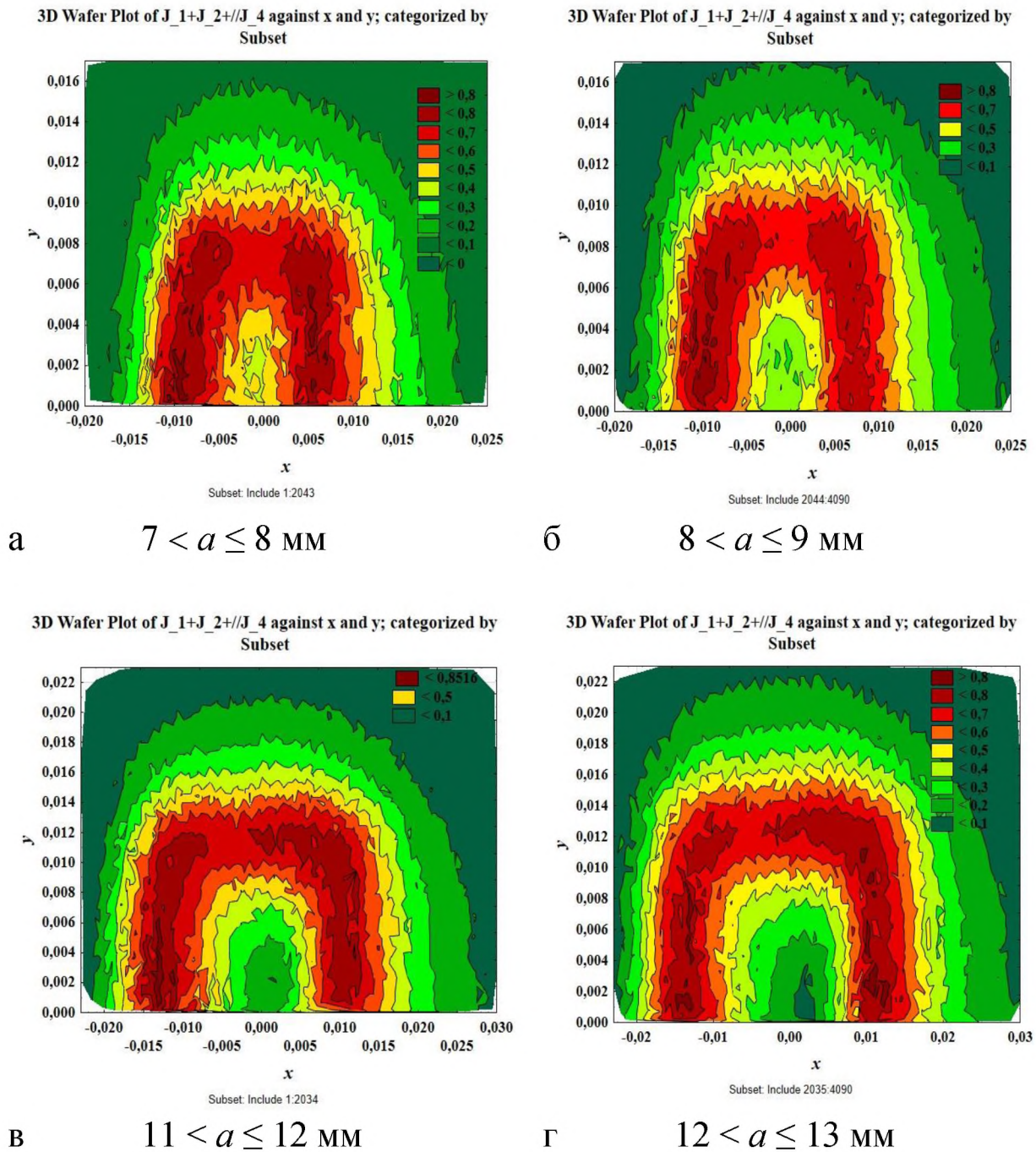
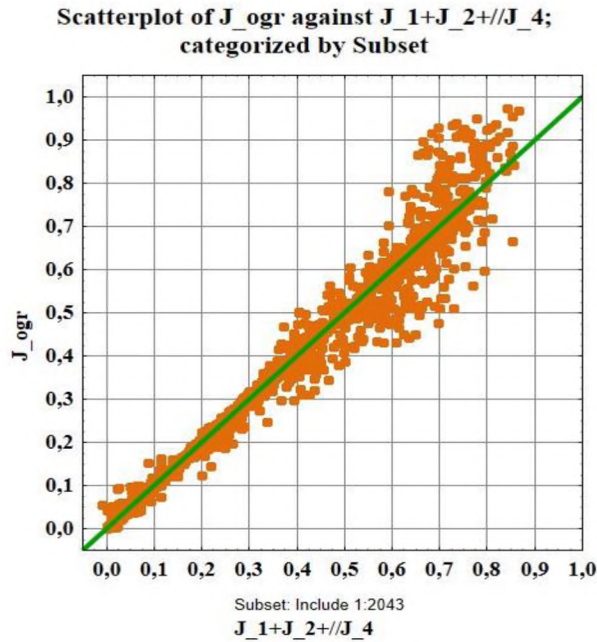
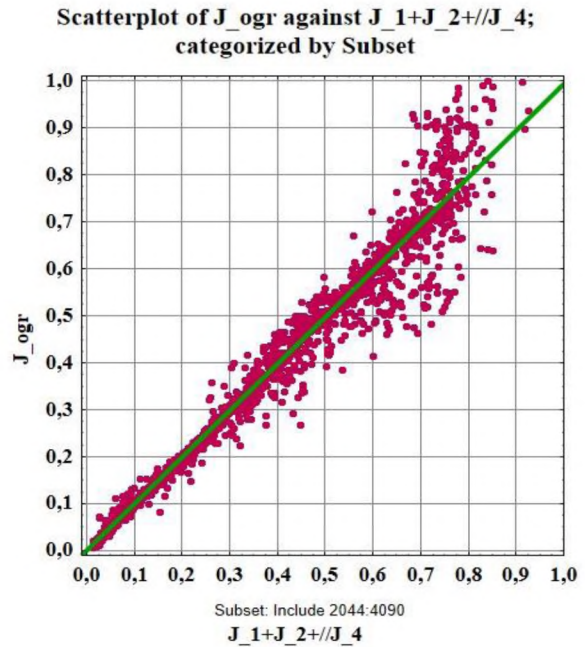


Рисунок 4.6 - Відтворення поверхні відгуку у вигляді ліній рівня узагальнених зрізів розподілу ГВС для підобласті III<sub>a</sub> за допомогою метамоделі для рухомого квадратного НВСП з планарною структурою СЗ

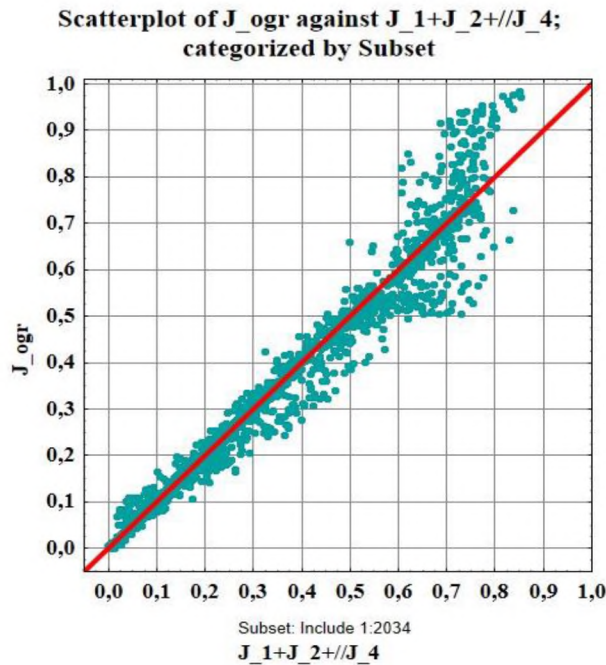
Також для якісної оцінки відтворення гіперповерхні відгуку та кращого візуального сприйняття результатів моделювання представлено графічний матеріал у вигляді діаграм розсіювання (рис.4.7) та гістограм розподілу відносних похибок *MAPE* (рис.4.8).



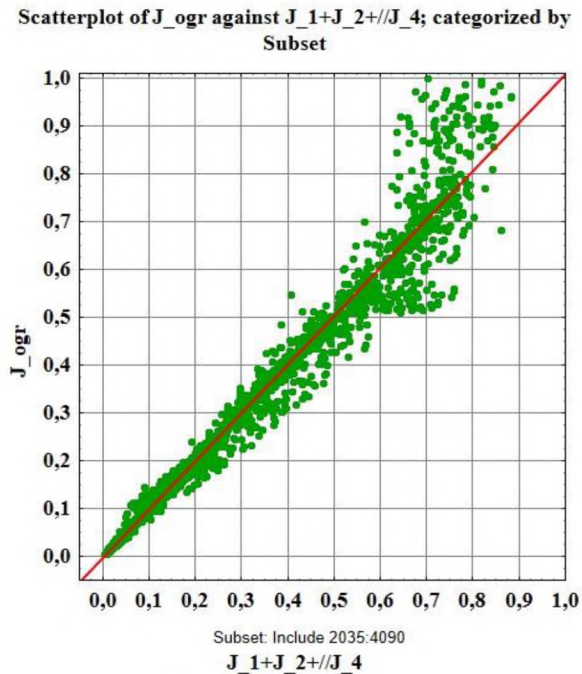
а  $7 < a \leq 8$  мм



б  $8 < a \leq 9$  мм

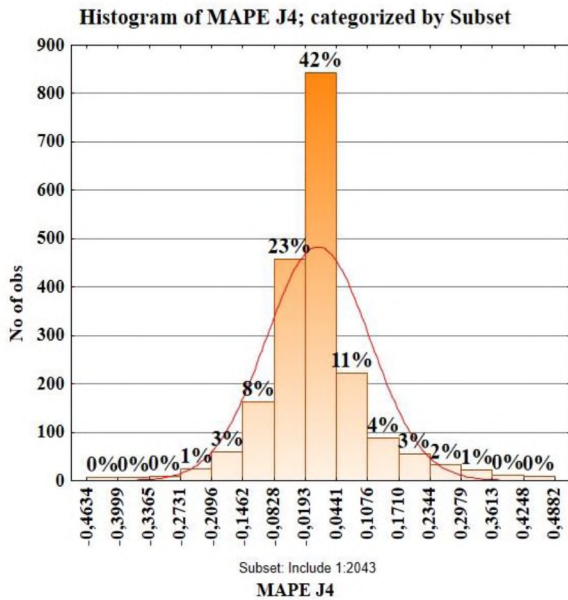


в  $11 < a \leq 12$  мм

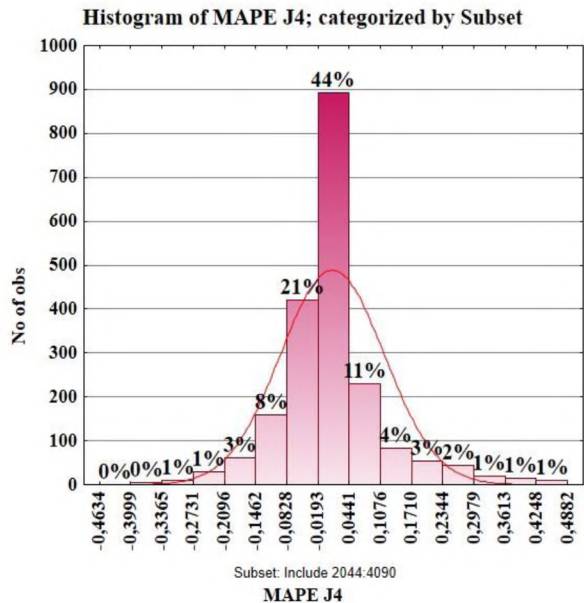


г  $12 < a \leq 13$  мм

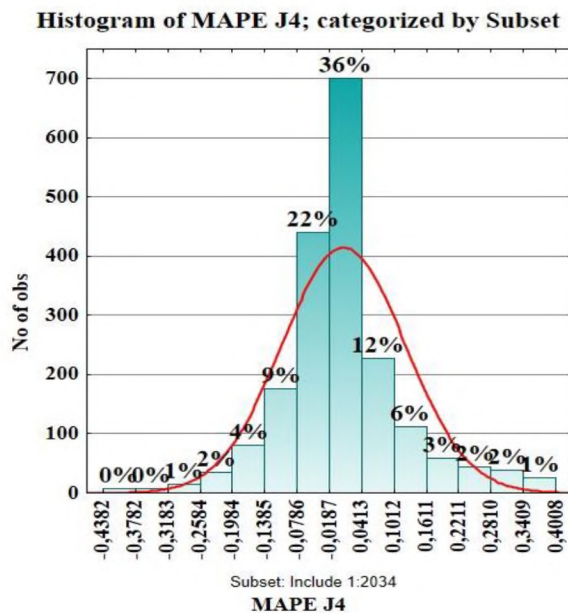
Рисунок 4.7 - Діаграми розсіювання значень багатовимірної метамоделі на етапі відтворення: а, б – для підобласті III<sub>a</sub>; в, г – для підобласті V<sub>a</sub>



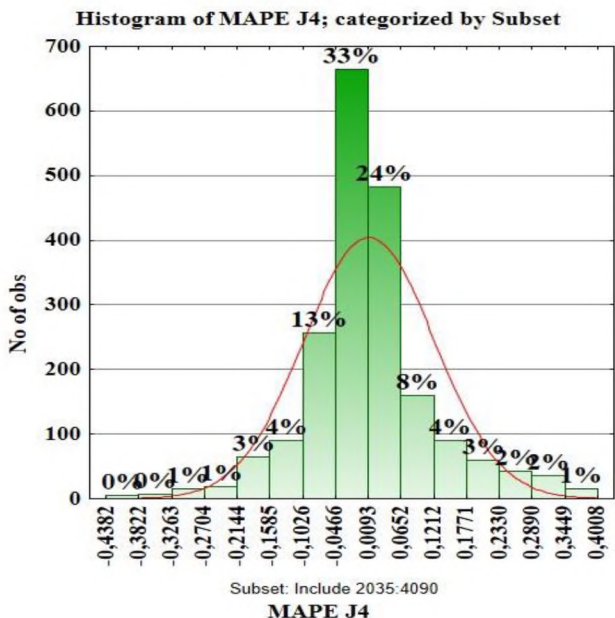
а  $7 < a \leq 8$  мм



б  $8 < a \leq 9$  мм



в  $11 < a \leq 12$  мм



г  $12 < a \leq 13$  мм

Рисунок 4.8 - Гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку: а, б – для підобласті III<sub>a</sub>; в, г – для підобласті V<sub>a</sub>

Разом з тим якість отриманої метамоделі додатково перевіряється відтворенням гіперповерхні відгуку за формулою, що описує вихід адитивної НМ-регресійної залежності на основі RBF-нейромереж (1.12). Як приклад у додатку 3 наведені отримані вагові коефіцієнти адитивної НМ-регресії для підобласті III<sub>a</sub>. Програмна реалізація розрахунку розподілу ГВС із застосуванням створених метамоделей виконана мовою програмування MathCAD. Так на

рис.4.9 для прикладу наведено відтворення гіперповерхні відгуку для зрізів  $a = 8.5$  мм,  $a = 10.5$  мм,  $a = 14.5$  мм на висоті над ОК  $z_0 = 3$  мм.

В таблиці 4.2 наведені отримані значення деяких статистичних показників на етапі навчання та відтворення нейронних мереж для всіх декомпозиційних областей.

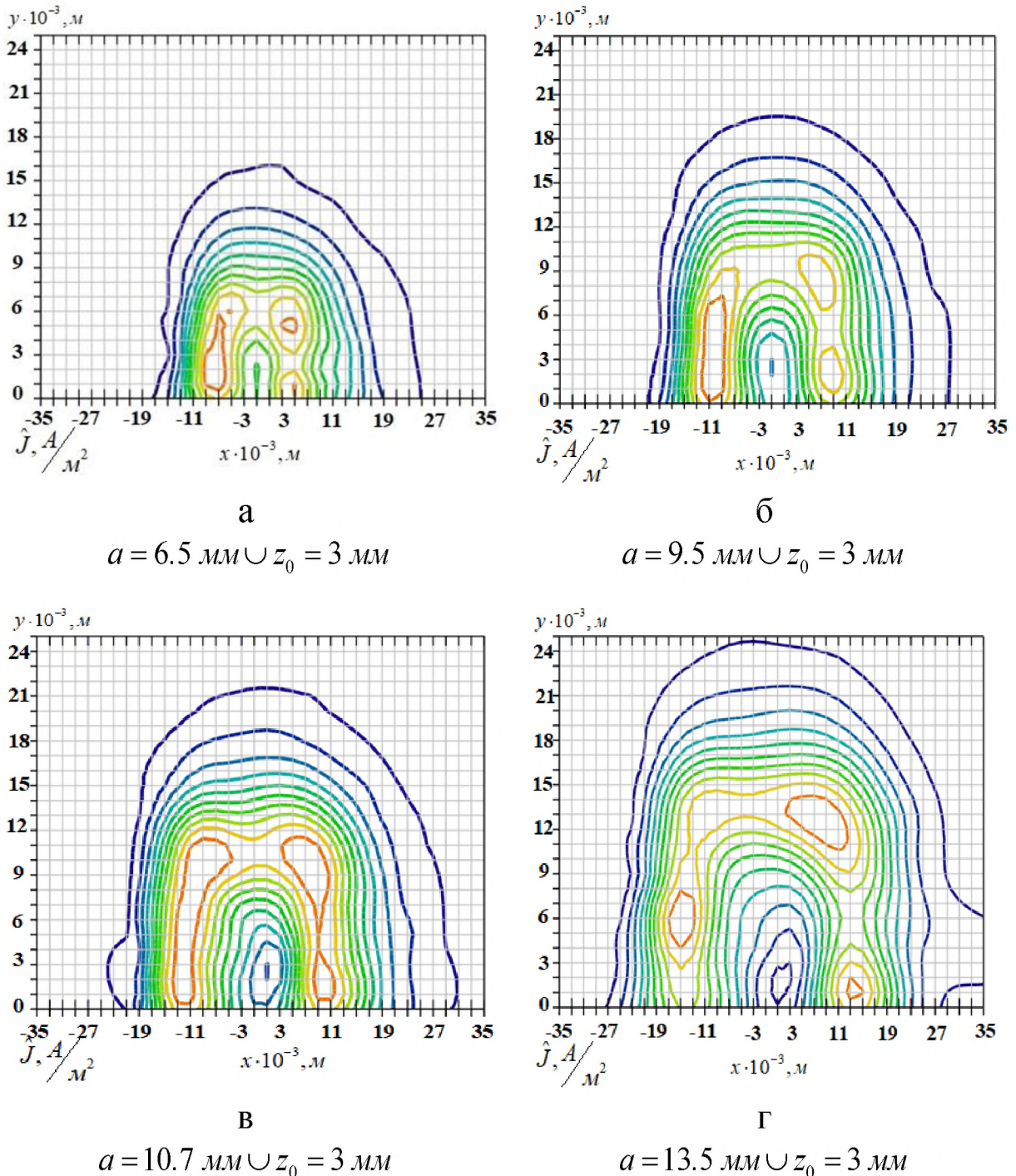


Рисунок 4.9 - Відтворення поверхні відгуку за допомогою створеної метамоделі, що представлено лініями рівня розподілу ГВС для деяких зрізів

Таблиця 4.2 - Значення деяких статистичних показників отриманої багатопараметричної адитивної НМ метамоделі рамкового НВСП

Позначення підобласті	Декомпозиційна підобласть	$N_{\text{навч.}} / N_{\text{відтв.}}$	MAPE, %		SS <sub>R</sub>		MS <sub>R</sub> · 10 <sup>-3</sup>	
			навчання	відтворення	навчання	відтворення	навчання	відтворення
I <sub>a</sub>	$3 \leq a \leq 5$	2070/4090	7.78	8.07	2.19	4.84	1.05	1.18
II <sub>a</sub>	$5 < a \leq 7$	2082/4090	7.55	8.22	3.31	6.28	1.58	1.53
III <sub>a</sub>	$7 < a \leq 9$	2076/4090	7.38	7.97	3.6	7.91	1.73	1.93
IV <sub>a</sub>	$9 < a \leq 11$	2076/4090	8.13	8.69	4.33	9.41	2.08	2.3
V <sub>a</sub>	$11 < a \leq 13$	2081/4090	8.86	9.43	4.73	9.9	2.27	2.42
VI <sub>a</sub>	$13 < a \leq 15$	2143/4162	14.91	14.27	5.49	12.87	2.56	3.09

Перевірка відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним здійснюється за критерієм Фішера у послідовності, що наведена в розділі 2.3.3. Результат відповідності метамоделей цьому критерію для кожної декомпозиційної підобласті наведено в табл.4.3.

Таблиця 4.3 - Статистичні показники оцінки адекватності метамоделі рамкового НВСП з планарною структурою СЗ за критерієм Фішера

Позначення підобласті	Декомпозиційна підобласть	$N_{\text{відтв.}}$	MS <sub>D</sub> середній квадрат регресії	SS <sub>D</sub> сума квадратів регресії	$F_{v_D; v_R}^{\text{експ}} = \frac{MS_D}{MS_R}$	Критичне значення критерію Фішера
I <sub>a</sub>	$3 \leq a \leq 5$	4090	0.0559	228.727	53.26	$F_{\text{крит}}^{0.05; 3; 4086} = 2.607$
II <sub>a</sub>	$5 < a \leq 7$	4090	0.068	278.485	43.09	
III <sub>a</sub>	$7 < a \leq 9$	4090	0.0614	251.14	35.49	
IV <sub>a</sub>	$9 < a \leq 11$	4090	0.0599	245.102	28.81	
V <sub>a</sub>	$11 < a \leq 13$	4090	0.0586	239.986	25.84	
VI <sub>a</sub>	$13 < a \leq 15$	4162	0.0589	245.353	23.02	$F_{\text{крит}}^{0.05; 3; 4159} = 2.607$

Для перевірки відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним встановлювалась адекватність математичної моделі за критерієм Фішера  $F_{\nu_D; \nu_R}^{експ} > F_{\alpha; \nu_D; \nu_R}^{крит}$ . Вказана умова виконується, отже, метамоделі для кожної декомпозиційної підобласті адекватна і прогноз результатів за моделлю не суперечить дійсності.

### 4.3. Сурогатний оптимальний параметричний синтез систем збудження рамкових накладних вихрострумів перетворювачів та верифікація результатів синтезу

Використовуючи створену адитивну НМ-метамоделі, наведемо розв'язок задачі лінійного та нелінійного сурогатного оптимального синтезу НВСП з однорідною чутливістю в зоні контролю. Скористаємося стохастичними алгоритмами оптимізації, які добре зарекомендували себе при пошуку глобальних екстремумів [19-22]. Необхідно зазначити, що із всіх застосованих еволюційних і поведінкових алгоритмів найкращі результати отримано за допомогою гібридних алгоритмів, а саме на основі генетичного з локальним пошуком симплексним методом Нелдера-Міда та популяційним метаевристичним алгоритмом оптимізації роєм частинок з еволюційним формуванням складу рою, що являє собою низькорівневу гібридизацію генетичного алгоритму й алгоритму PSO [22].

Разом з тим задавався бажаний розподіл ГВС, який необхідно отримати в результаті розв'язку задачі, а саме, П-подібний розподіл ГВС інтенсивністю  $J_{reference} = 40 \text{ кА/м}^2$  в зоні контролю ( $7 \leq x, y \leq 17$ ) мм (рис.4.10 графік 2).

Далі розв'язується задача лінійного оптимального синтезу із обмеженнями на шукані параметри  $a_{min} \leq a_i \leq a_{max}$  [23], тобто визначається МРС  $Iw_i$  кожної котушки СЗ, що в підсумку забезпечує близький до однорідного розподіл ГВС в ОК в зоні контролю. Для чисельного моделювання задавалися варіанти структур СЗ із різною кількістю квадратних котушок  $M = 3 - 5$ , відстань між якими рівномірна  $\Delta a = \text{const}$  (рис.4.4). Попередній аналіз результатів синтезу дозволяє відібрати декілька структур СЗ, що мають найкращі наближення до однорідного П-подібного розподілу ГВС, ширина якого в зоні контролю складає  $l_{ref} = 10$  мм. Чисельні результати розв'язку задачі синтезу представлено в табл.4.4.

Таблиця 4.4 - Результати лінійного синтезу системи збудження рамкового перетворювача з різноманітними структурами

№	Синтезовані системи збудження					
	M = 3		M = 4			
	a, мм	I <sub>w</sub> , A×витки	варіант 1		варіант 2	
a, мм			I <sub>w</sub> , A×витки	a, мм	I <sub>w</sub> , A×витки	
1	6.5	-0.656	4.5	-0.421	6.5	-0.898
2	10.5	1.5	7.5	0	9.16	1.24
3	14.5	0.75	10.5	1.01	11.82	0.503
4			14.5	0.364	14.48	0.343

В таблиці 4.4 знак «-» для МРС означає зустрічне включення котушки.

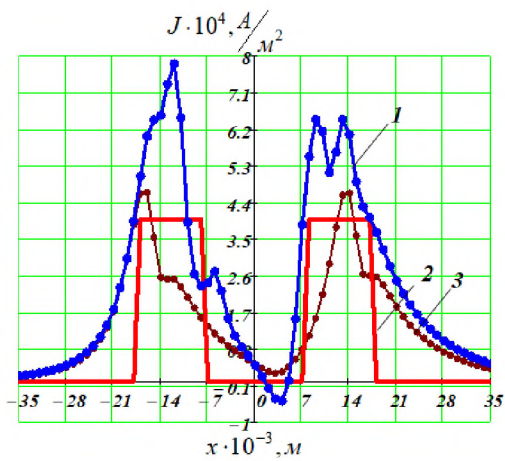
Для синтезованих СЗ за «точними» математичними виразами (4.4), (4.5) отримано результати розподілу ГВС вздовж осі ОХ, що показано на рис.4.10 (графік 1). На цих рисунках графік 2 - це заданий бажаний розподіл ГВС в зоні контролю. Також для порівняння на цих графіках представлено розподіл ГВС, що створюється одинарним витком прямокутної форми (графік 3). Для наочності результати чисельних експериментів проведеного лінійного синтезу НВСП представлено лініями рівня ГВС на рис.4.11.

Порівняльний візуальний аналіз ширини однорідного розподілу ГВС отриманих структур СЗ із різною кількістю котушок показує майже однаковий результат. Проте перевагу необхідно віддати структурі, що забезпечує його меншою їх кількістю, тобто  $M = 3$ .

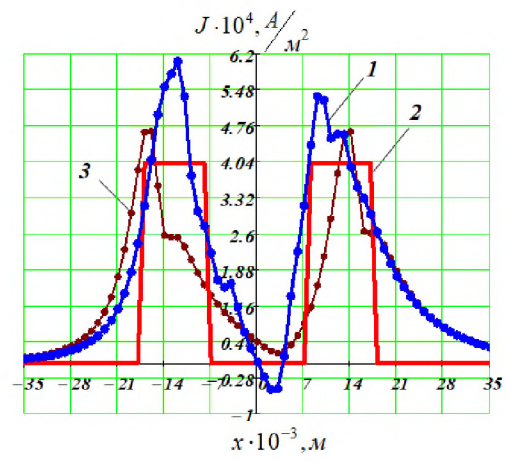
Якщо синтезовану структуру СЗ порівнювати із одинарним витком прямокутної форми (рис.4.2 е) в сенсі створеного ними однорідного розподілу ГВС, то, безперечно, кращі результати отримано планарною СЗ, що ілюструється графіками на рис.4.10. Отже, в дослідженні чисельними експериментами показана ефективність розв'язку задачі лінійного синтезу рамкового ВСП з планарною структурою СЗ. Так зона однорідності розподілу ГВС, що забезпечується одинарним витком складає  $S_{\text{вит.}} = 53.96 \text{ мм}^2$ , а синтезованою СЗ із  $M = 3$  секційних котушок -  $S_{\text{СЗ}} = 162.5 \text{ мм}^2$ .

Аналіз результатів лінійного синтезу показує, що має сенс виконати додаткові дослідження з використанням нелінійного синтезу з метою уточнення геометричних розмірів секційних котушок.

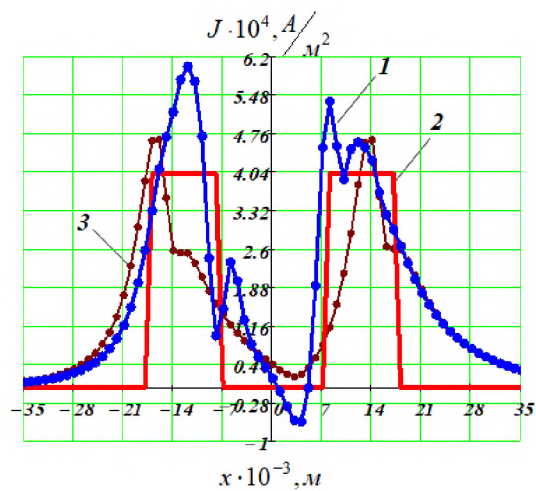




а

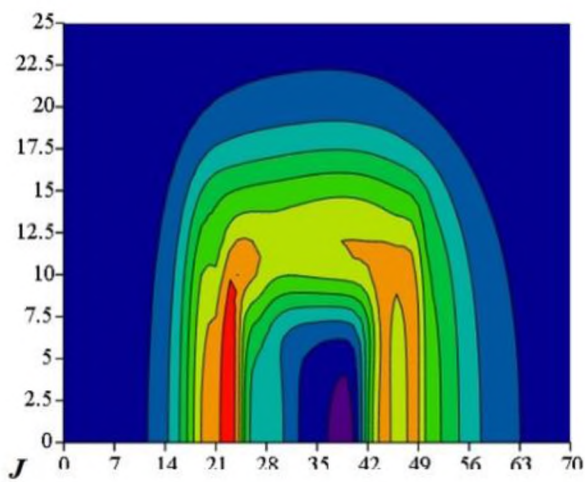


б

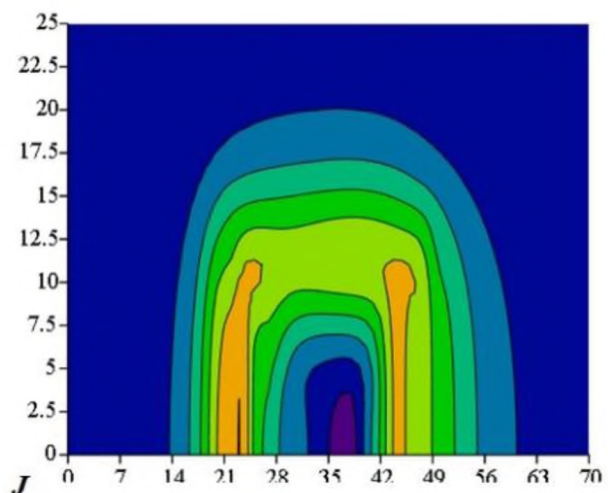


в

Рисунок 4.10 - Розподіл ГВС, створений структурами СЗ:  
а – із трьох котушок; б – із чотирьох котушок варіант 1;  
в – із чотирьох котушок варіант 2

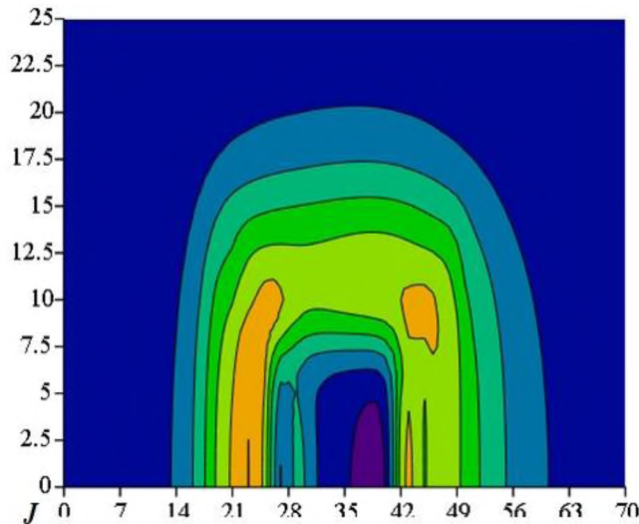


а



б

Рисунок 4.11 - Розподіл ГВС у вигляді ліній рівня, отриманий в результаті лінійного синтезу структур СЗ: а – для трьох котушок;  
б – для чотирьох котушок варіант 1



В

Продовження рисунка 4.11 - Розподіл ГВС у вигляді ліній рівня, отриманий в результаті лінійного синтезу структур СЗ: в – для чотирьох котушок варіант 2

Аналогічно здійснювався нелінійний сурогатний синтез. Для чисельного моделювання задавалися варіанти структур СЗ із різною кількістю квадратних секційних витків  $M = 3 - 5$ . В результаті розв'язку нелінійної оберненої задачі визначено МРС  $Iw_i$  та геометричні розміри секційних витків  $a_i$ . Отримані чисельні результати представлено в табл.4.5. Ці параметри в сукупності забезпечують наближення створеного розподілу ГВС (рис.4.13 б, графік 2) до апріорі заданого П-подібного (рис.4.13 б, графік 1) на поверхні ОК в зоні контролю.

Таблиця 4.5 - Результати нелінійного сурогатного синтезу квадратного рухомого НВСП з різними варіантами структури СЗ

№	Синтезовані системи збудження					
	M = 3		M = 4		M = 5	
	a, мм	$Iw, A \times \text{витки}$	a, мм	$Iw, A \times \text{витки}$	a, мм	$Iw, A \times \text{витки}$
1	6.39	-0.837	6.37	-0.649	6.64	-1.495
2	9.5	1.1	8.183	0.398	7.98	1.246
3	13.5	1.15	10.23	0.9324	10.96	0.613
4	-	-	13.49	0.92	11.15	0.205
5	-	-	-	-	14.26	0.82

Чисельні результати синтезу при апріорі заданому П-подібному розподілі ГВС в зоні контролю ( $7 \leq x, y \leq 17$ ) мм для трьох

варіантів НВСП із планарними структурами СЗ та кількістю секційних витків  $M = 3, 4, 5$  представлено на рис.4.12. У вигляді ліній рівня наведено розподіли ГВС  $J, A/M^2$ , що створюються синтезованими СЗ (рис.4.13 а, б, в) та обчислюються за «точною» електродинамічною моделлю.

Для візуального порівняння синтезованого та апріорі заданого розподілів ГВС представлено графіки їх зміни вздовж осі ОХ (рис.4.13 г, д, е). Також на цих же рисунках показано розподіл ГВС, створений одинарним квадратним витком з розмірами  $15 \times 15$  мм (рис.4.13, графік 3).

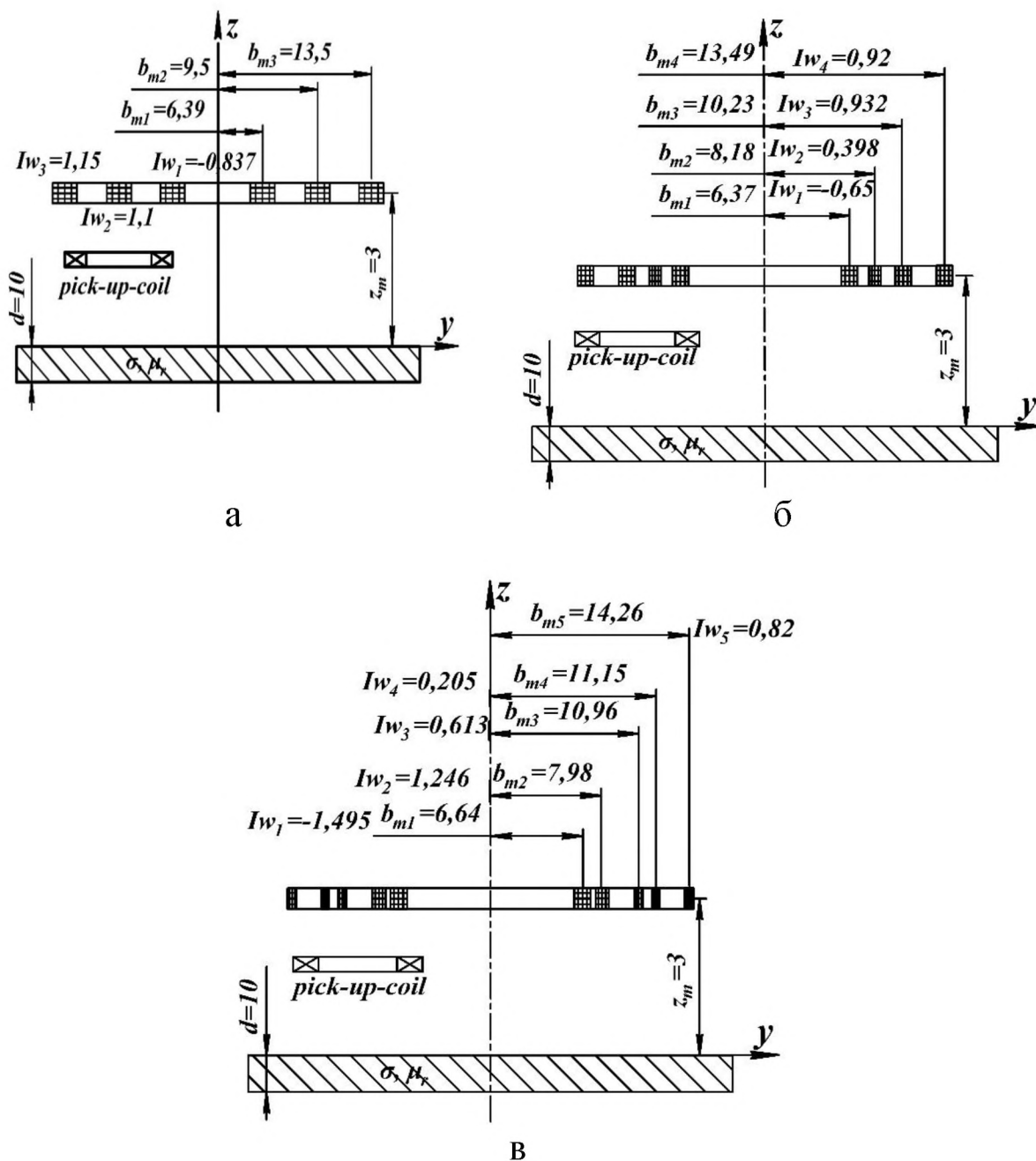
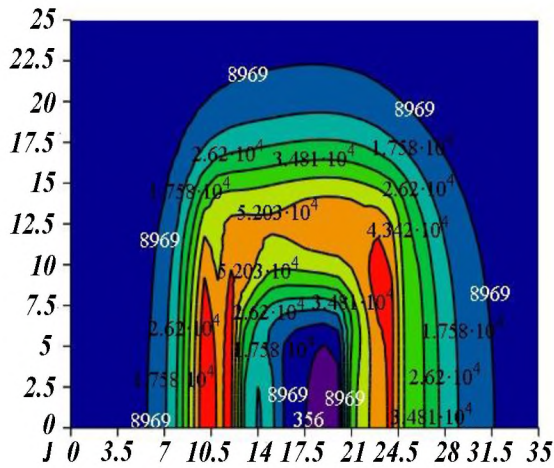
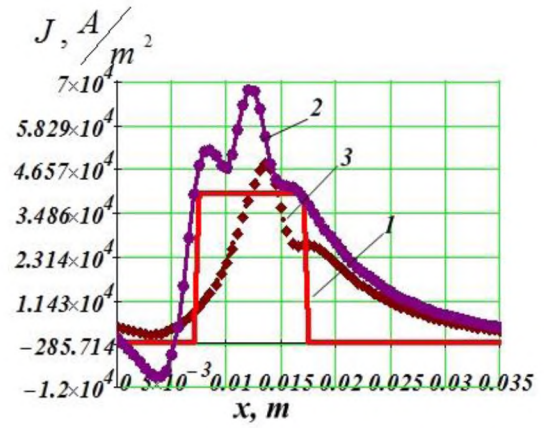


Рисунок 4.12 - Варіанти синтезованих конструкцій СЗ:  
а –  $M = 3$ ; б –  $M = 4$ ; в –  $M = 5$

$M=3$

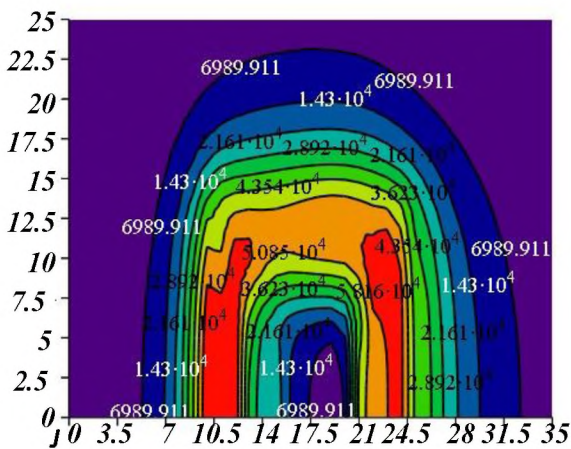


а

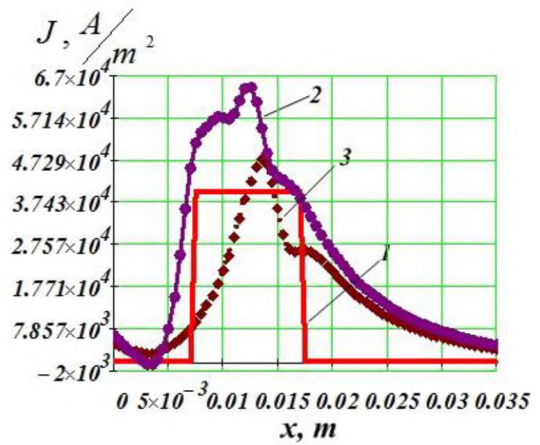


г

$M=4$

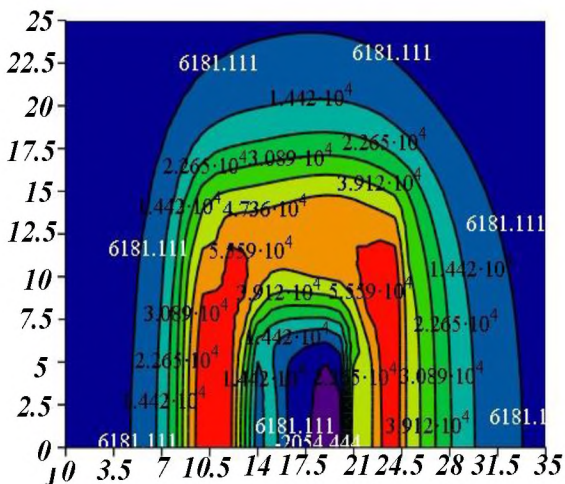


б

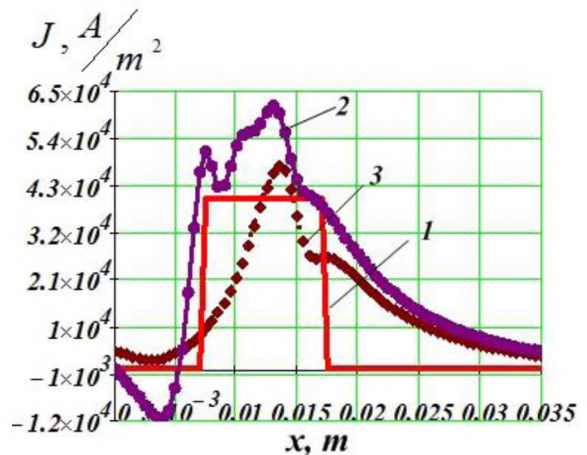


д

$M=5$



в



е

Рисунок 4.13 - Результати синтезу рухомих НВСП з квадратною планарною СЗ, обчислені за «точною» електродинамічною моделлю: а, б, в – лінії рівня розподілу ГВС; г, д, е – розподіл ГВС вздовж осі ОХ

Отже, для синтезованих структур СЗ порівняльний аналіз отриманих розподілів ГВС показав практично однакове перевищення рівня інтенсивності ВС для всіх варіантів, але такі, що відрізняються виконанням умов однорідності. Перевищення рівня інтенсивності ВС над заданим слід вважати позитивним фактом з причин кращих умов виявлення дефектів. Найкращий результат в сенсі однорідності має СЗ із чотирма секційними витками. Відзначимо також, що простіші та складніші за вказану структуру СЗ не дозволили досягти кращого результату.

Всі варіанти структур, що розглядалися, показали кращі результати щодо однорідності розподілу ГВС в порівнянні із класичним НВСП із СЗ у вигляді одинарного квадратного витка.

Отже, в дослідженнях реалізовано метод сурогатного нелінійного параметричного синтезу рухомих НВСП з прямокутною планарною структурою СЗ, що забезпечує близький до однорідного розподіл ГВС на поверхні в зоні контролю об'єкту та має однакову чутливість до дефектів.

На чисельних експериментах проілюстровано ефективність розв'язку задачі нелінійного сурогатного синтезу квадратного рухомого НВСП з планарною структурою СЗ, показано його переваги перед класичним аналогом. Так зона однорідності розподілу ГВС, що забезпечується одинарним витком складає  $S_{\text{вит.}} = 53.96 \text{ мм}^2$ , а синтезованою СЗ із  $M = 4$  секційних котушок -  $S_{\text{СЗ}} = 196.25 \text{ мм}^2$ .

#### Список використаних джерел до глави 4

1. Itaya T., Ishida K., Kubota Y. et al. Visualization of Eddy Current Distributions for Arbitrarily Shaped Coils Parallel to a Moving Conductor Slab // Progress In Electromagnetics Research M. - 2016. - V. 47. - P. 1-12.
2. Itaya T., Ishida K., Tanaka A. et al. Eddy Current Distribution for a Rectangular Coil Arranged Parallel to a Moving Conductor Slab // IET Science, Measurement & Technology. – 2012. - V. 6. - № 2. – P. 43–51.
3. Ishida T., Itaya T., Tanaka A. et al. Magnetic Field Analysis of an Arbitrary Shaped Coil Using Shape Functions // IEEE Transactions on Magnetics. – 2009. – V. 45. - № 1. – P. 104–112.
4. Itaya T., Ishida K., Tanaka A., Takehira N., Miki T. A New Analytical Method for Calculation of the Eddy Current Distribution and its Application to a System of Conductor-Slab and Rectangular Coil // PIERS Online. – 2011. – V. 7. - № 8. - P. 766-770.

5. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Storchak A.V. Nonlinear surrogate synthesis of the surface circular eddy current probes // *Przegląd elektrotechniczny*. – 2019. - № 9. – P. 76-82.

6. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V. Optimal surrogate parametric synthesis of surface circular non-axial eddy current probes with uniform sensitivity in the testing zone // *Bulletin of the Kher-son National Technical University*. - 2019. – V. 69. - № 2. - P. 118-125.

7. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V. Linear synthesis of non-axial surface eddy current probes // *International Journal “NDT Days”*. - 2019. - V. 2. - № 3. - P. 259-268.

8. Trembovetska R.V., Halchenko V.Y., Tychkov V.V. Multiparameter hybrid neural network metamodel of eddy current probes with volumetric structure of excitation system // *International Scientific Journal «Mathematical Modeling»*. - 2019. – V. 36. - № 4. - P. 113-116.

9. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V. Studying the computational resource demands of mathematical models for moving surface eddy current probes for synthesis problems // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2018. – V. 95. - № 5/5. - P. 39-46.

10. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V., Bazilo C.V. Linear synthesis of frame eddy current probes with a planar excitation system // *International Scientific Journal «Mathematical Modeling»*. – 2020. - V. 4. - № 3. – P. 86-90.

11. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В., Сторчак А.В. Методи створення метамоделей: стан питання // *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. - 2020. – Т. 151. - № 4. - С. 74 – 88.

12. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Storchak A.V. The Construction of Effective Multidimensional Computer Designs of Experiments Based on a Quasi-random Additive Recursive Rd–sequence // *Applied Computer Systems*. – 2020. – V. 25. - № 1. - P. 70-76.

13. Santner T.J., Williams B.J., Notz W I. *The Design and Analysis of Computer Experiments*. New York : Springer (Springer series in statistics); 2nd ed., 2018. - 446 p.

14. Géron A. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. 2nd Edition. O'Reilly Media, Inc., 2019. - 856 p.

15. Beyer W., Liebscher M., Beer M., Graft W. *Neural Network Based Response Surface. Methods – a Comparative Study*. LS-DYNA Anwenderforum: Ulm, 2006. - P. 29-37.

16. Бринк Х., Ричардс Дж., Феверолф М. *Машинное обучение*. Спб.: Питер, 2017. - 336 с.

17. Радченко С.Г. Методология регрессионного анализа: монография. Київ: «Корнійчук», 2011. – 375 с.

18. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. Застосування нейрокомп'ютинга на етапі побудови метамоделей в процесі оптимального сурогатного синтезу антен // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2018. – № 74. – С. 60-72.

19. Скобцов Ю.А., Федоров Е.Е. Метаэвристики: монография. Донецк: Ноулидж, 2013. - 426 с.

20. Гальченко В.Я., Якимов А.Н. Популяционные метаэвристические алгоритмы оптимизации роом частиц: Учебное пособие. Черкассы: ФЛП Третьяков А.Н., 2015. - 160 с.

21. Wong X. Hybrid nature-inspired computation method for optimization. Doctoral Dissertation. – Helsinki University of Technology, 2009. – 161 p.

22. Гальченко В.Я., Якимов А.Н., Остапущенко Д.Л. Поиск глобального оптимума функций с использованием гибрида мультиагентной роевой оптимизации с эволюционным формированием состава популяции // Информационные технологии. – 2010. - № 10. – С. 9-16.

23. Гальченко В.Я., Трембовецкая Р.В. MathCAD: математические методы и инструментальные средства оптимизации. Черкассы: ЧП Гордиенко Е.И., 2018. - 516 с.

24. Additive neural network approximation of multidimensional response surfaces for surrogate synthesis of eddy-current probes / Halchenko V. Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Sapogov M.M., Gromaszek K., Smailova S., Luganskaya S. // Przegląd elektrotechniczny. – 2021. - №9. – P.46-49.

25. Техніки створення сурогатних моделей вихрострумівих перетворювачів в гіперпросторі засобами адитивної нейромережевої апроксимації / В.Я. Гальченко, Р.В. Трембовецька, В.В. Тичков // Прикладні питання математичного моделювання. – 2021. – т. 4. – № 1. – С. 67 - 77.

## ГЛАВА 5. МЕТОД СУРОГАТНОГО ПАРАМЕТРИЧНОГО ОПТИМАЛЬНОГО СИНТЕЗУ РАМКОВИХ РУХОМИХ ТАНГЕНЦІАЛЬНИХ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ

### 5.1. «Точна» електродинамічна модель рамоквих рухомих тангенціальних накладних вихрострумів перетворювачів

Розглянемо джерело збудження ЕМП, яке складається із одинарного витка прямокутної форми, що розташований вертикально до ОК. Прямокутний виток із розмірами  $2a \times 2b$  живиться змінним струмом  $I$  частотою  $\omega$  та розташований на висоті  $z_0$  над ОК, яка співпадає з його геометричним центром. (рис.5.1). Досліджуваний об'єкт товщиною  $d$  має постійні питому електричну провідність  $\sigma$  та магнітну проникність  $\mu_r$ . Середовище вважалось лінійним, ізотропним і однорідним. Швидкість переміщення витка  $\vec{v} = (v_x, v_y, 0)$  відносно ОК постійна.

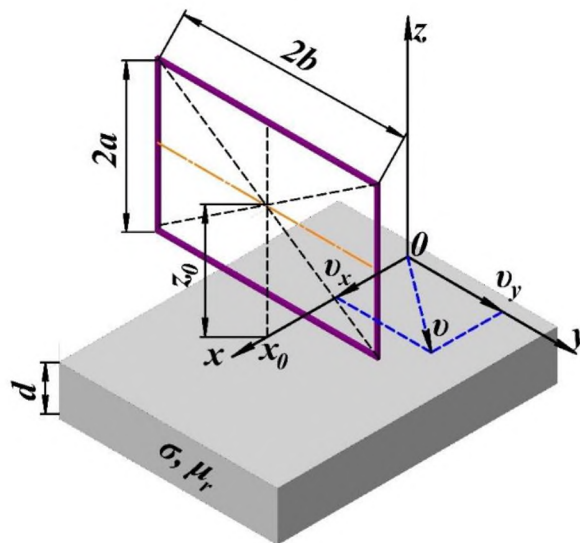


Рисунок 5.1 - Рамкове джерело збуджувального поля у вигляді витка прямокутної форми, що розташоване вертикально до ОК

Взаємодія джерела поля у вигляді одинарного витка із ОК визначається співвідношеннями комплексних складових магнітної індукції за просторовими координатами  $B_x, B_y, B_z$  [1-4], які отримані в результаті розв'язку диференціальних рівнянь Максвела за умови неперервності тангенціальних  $H_{1t} = H_{2t}$  і нормальних  $B_{1n} = B_{2n}$  складових поля на границі розділу середовищ  $z = 0$  та  $z = -d$ :



$$\begin{aligned}
B_{2x} = & -\frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{4 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi^2 \cdot e^{(jx_0 \cdot \xi)}}{\eta \cdot (\xi^2 + \eta^2)} \cdot \frac{\sin(b \cdot \eta)}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\
& \times \left[ \left\{ -\left(1 + \lambda_0\right) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \nu_0 \cdot e^{-\left(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma\right) \cdot d} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} + \right. \\
& \left. + \left\{ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{-\left(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma\right) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\
& \times e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta,
\end{aligned} \tag{5.1}$$

$$\begin{aligned}
B_{2y} = & -\frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{4 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi \cdot e^{(jx_0 \cdot \xi)}}{(\xi^2 + \eta^2)} \cdot \frac{\sin(b \cdot \eta)}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\
& \times \left[ \left\{ -\left(1 + \lambda_0\right) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \nu_0 \cdot e^{-\left(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma\right) \cdot d} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} + \right. \\
& \left. + \left\{ 1 + \lambda_0 - \nu_0 \cdot e^{-\left(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma\right) \cdot d} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\
& \times e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta,
\end{aligned} \tag{5.2}$$

$$\begin{aligned}
B_{2z} = & -j \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{4 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi \cdot e^{(jx_0 \cdot \xi)}}{\gamma \cdot \eta} \cdot \frac{\sin(b \cdot \eta)}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\
& \times \left[ \begin{array}{l} \left\{ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ -(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \\ +v_0 \cdot e \\ - \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - v_0 \cdot e \\ -(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma) \cdot d \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \end{array} \right] \times \\
& \times e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta.
\end{aligned} \tag{5.3}$$

Тоді «точна» математична модель розподілу ГВС всередині ОК визначається через частинні похідні складових магнітної індукції за просторовими координатами  $x$ ,  $y$ ,  $z$ :

$$\begin{aligned}
J_x = & \frac{1}{\mu_0 \cdot \mu_r} \cdot \left[ \begin{array}{l} \left[ \begin{array}{l} -j \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{4 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi \cdot e^{(jx_0 \cdot \xi)}}{\gamma \cdot \eta} \cdot \frac{\sin(b \cdot \eta)}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\ \frac{\partial}{\partial y} \times K_1 \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ \times \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta \end{array} \right] - \\ - \frac{\partial}{\partial z} \left[ \begin{array}{l} - \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{4 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi \cdot e^{(jx_0 \cdot \xi)}}{(\xi^2 + \eta^2)} \cdot \frac{\sin(b \cdot \eta)}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\ \times K_1 \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ \times \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta \end{array} \right] \end{array} \right] \cdot \tag{5.4}
\end{aligned}$$

$$J_y = \frac{1}{\mu_0 \cdot \mu_r} \cdot \left[ \begin{array}{l} \left[ \begin{array}{l} -\frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{4 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi^2 \cdot e^{(jx_0 \cdot \xi)}}{\eta \cdot (\xi^2 + \eta^2)} \cdot \frac{\sin(b \cdot \eta)}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\ \frac{\partial}{\partial z} \times K_1 \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ \times \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta \end{array} \right] - \\ \left[ \begin{array}{l} j \frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{4 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi \cdot e^{(jx_0 \cdot \xi)}}{\gamma \cdot \eta} \cdot \frac{\sin(b \cdot \eta)}{(1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\ \frac{\partial}{\partial x} \times K_1 \cdot e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \times \\ \times \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} d\xi d\eta \end{array} \right] \end{array} \right], \quad (5.5)$$

$$\text{де } K_1 = \left\{ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ + \nu_0 \cdot e^{-\left(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma\right) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} + \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ - \nu_0 \cdot e^{-\left(\sqrt{\xi^2 + \eta^2} - \gamma\right) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z}.$$

Розподіл ГВС, отриманий за допомогою «точної» математичної моделі (5.1)-(5.5) для одинарного рамкового витка показано на рис.5.2.

Розрахунок здійснювався за наступних вихідних даних:  $v = (0, 40, 0)$  м/с;  $x = -15 \dots 15$  мм,  $y = -25 \dots 25$  мм,  $a = 16$  мм,  $b = 16$  мм; товщина струмопровідного матеріалу  $d = 10$  мм; висота розташування центру витка над ОК  $z_0 = 19$  мм; зміщення витка від початку координат  $x_0 = 0$  мм; електрофізичні параметри матеріалу ОК  $\sigma = 7.69 \cdot 10^6$  См/м,  $\mu_r = 700$ , частота  $f = 4$  кГц; струм збудження  $I = 1$  А.

Для цього випадку конструкції ВСП затрати часу на розрахунок ГВС також достатньо великі і складають для нерухомого перетворювача 2-3 години, а при врахуванні ефекту швидкості - від 4 до 9 годин [5].

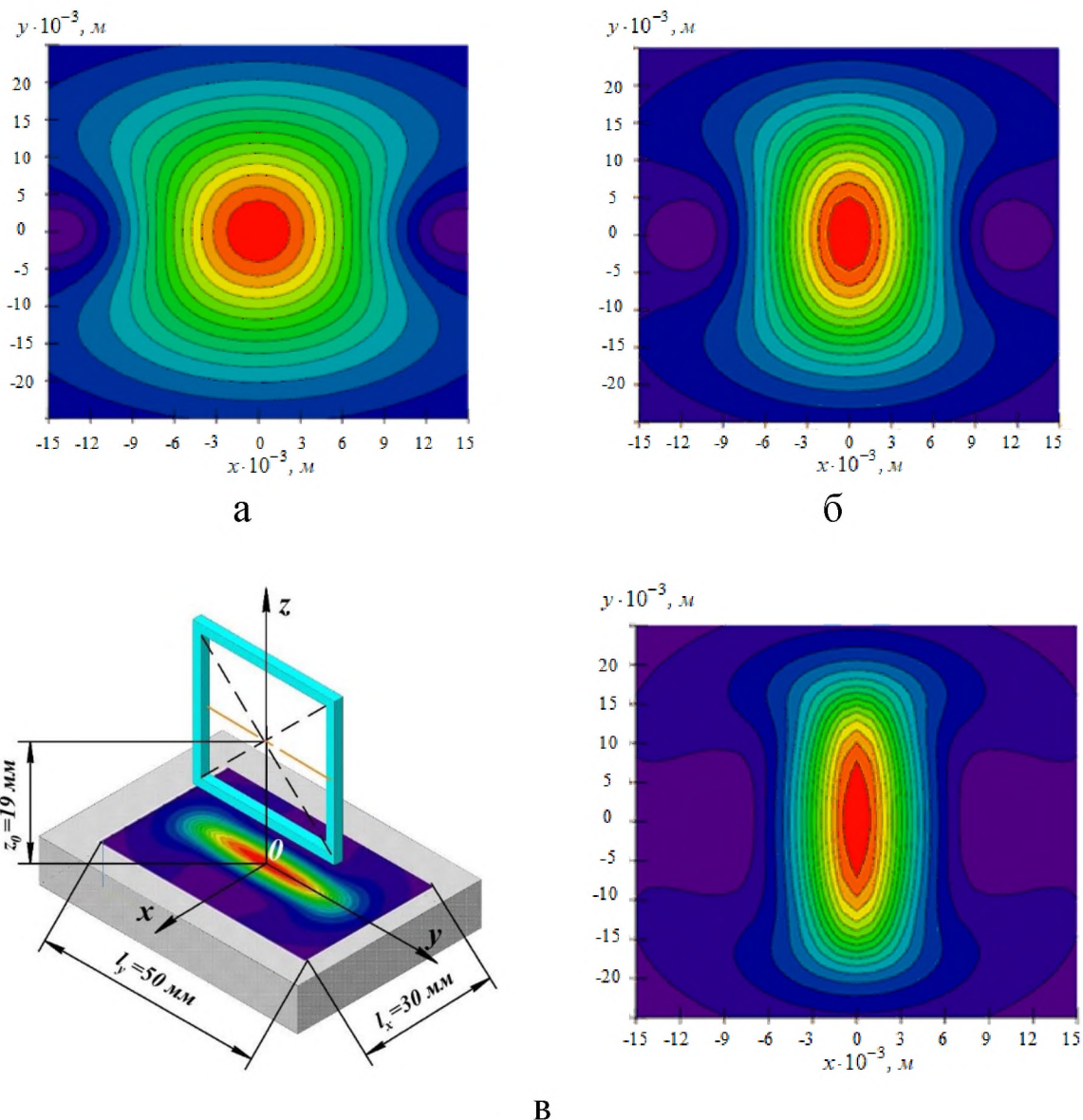


Рисунок 5.2 - Розподіл ГВС на поверхні ОК, представлений у вигляді 3D та ліній рівня та створений одинарним витком прямокутної форми: а – з розмірами  $4 \times 4$  мм; б – з розмірами  $12 \times 12$  мм; в – з розмірами  $16 \times 16$  мм

Для верифікації формул (5.4), (5.5) «точної» математичної моделі та аналізу розподілу ГВС всередині ОК з використанням одинарного витка збудження прямокутної форми виконувалося чисельне моделювання для випадку варіювання просторових координат  $J_e = f(y, z)$  (рис.5.3), де  $J_e$  - модуль ГВС, та за фіксованих інших параметрів. Для розрахунку застосовувалися вихідні дані, що зазначені вище, та зміни просторової координати в діапазоні  $z = -0.5 \dots 0$  мм.

Умовну глибину проникнення вихрових струмів можна теоретично оцінити за формулою:

$$\delta = \frac{1}{\sqrt{\pi \cdot f \cdot \mu_r \cdot \mu_0 \cdot \sigma}}. \quad (5.6)$$

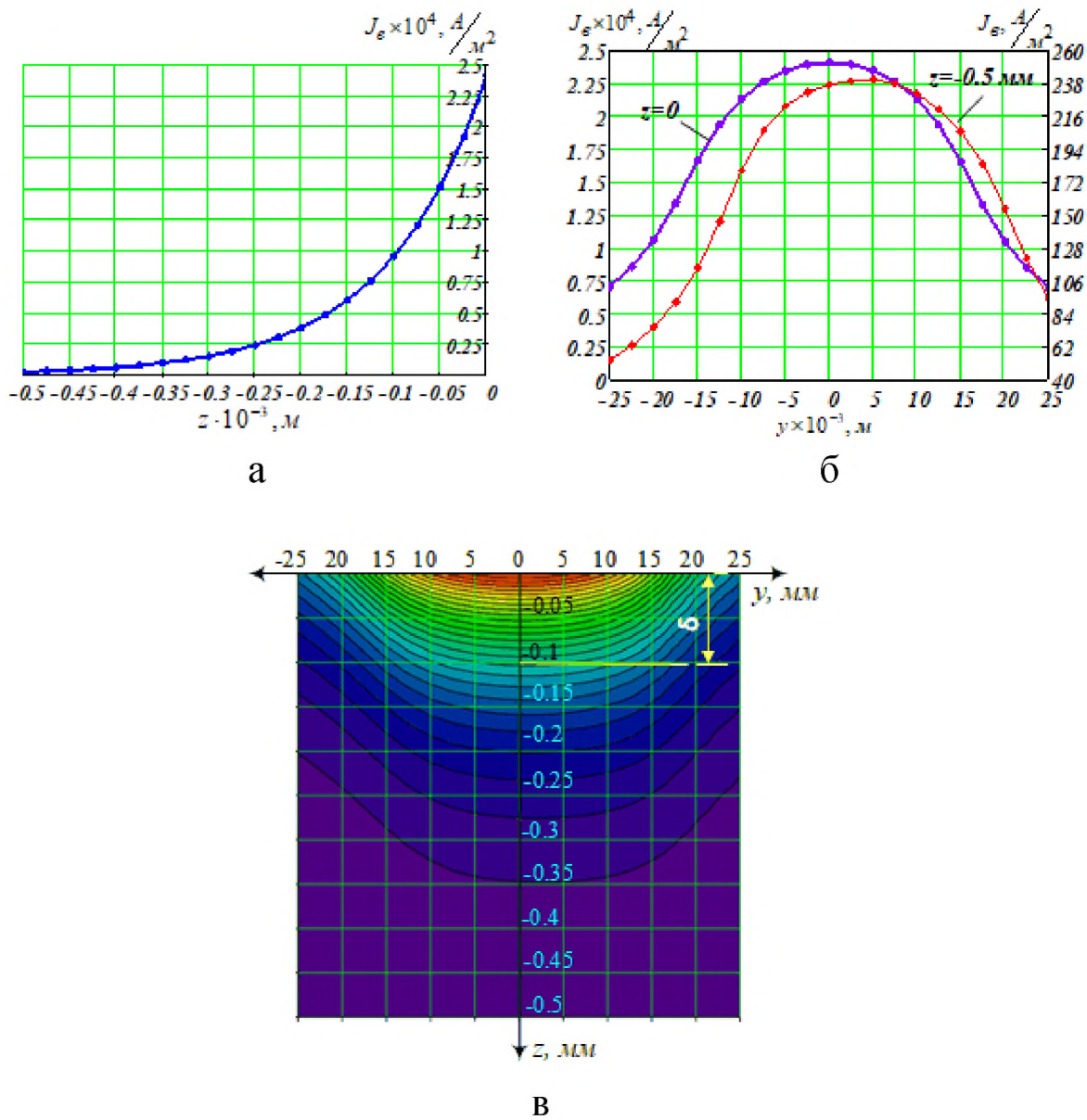


Рисунок 5.3 - Лінії рівня та графіки розподілу ГВС всередині ОК, створеного одинарним витком прямокутної форми

Розподіл ГВС в цьому випадку визначається складовими за просторовими координатами  $y$  та  $z$  за формулою:

$$J_e = \sqrt{|J_y|^2 + |J_z|^2}. \quad (5.7)$$

Тоді складова  $J_z$  визначається за формулою (2.31) із врахуванням наступних частинних похідних  $\frac{\partial B_y}{\partial x}$ ,  $\frac{\partial B_x}{\partial y}$ :

$$\begin{aligned} \frac{\partial B_y}{\partial x} = & -\frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi^2 + \eta^2}{\eta \cdot \gamma \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\ & \left[ \left\{ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\ & \times e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot S(\xi, \eta) \times \left( -\xi \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} \cdot j \right) d\xi d\eta, \end{aligned} \quad (5.8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial B_x}{\partial y} = & -\frac{\mu_0 \cdot \mu_r \cdot I}{8 \cdot \pi^2} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\xi^2 + \eta^2}{\eta \cdot \gamma \cdot (1 - e^{2 \cdot \gamma \cdot d})} \times \\ & \times \left[ \left\{ \begin{array}{l} -(1 + \lambda_0) \cdot e^{2 \cdot \gamma \cdot d} + \\ + \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{\gamma \cdot z} - \left\{ \begin{array}{l} 1 + \lambda_0 - \\ - \nu_0 \cdot e^{(\gamma - \sqrt{\xi^2 + \eta^2}) \cdot d} \end{array} \right\} \cdot e^{-\gamma \cdot z} \right] \times \\ & \times e^{-z_0 \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \cdot S(\xi, \eta) \times \left( -\eta \cdot e^{-j(x \cdot \xi + y \cdot \eta)} \cdot j \right) d\xi d\eta, \end{aligned} \quad (5.9)$$

$$\text{де } S(\xi, \eta) = -\frac{2 \cdot \xi \cdot e^{j \cdot x_0 \cdot \xi} \cdot \sin(b \cdot \eta)}{(\xi^2 + \eta^2)} \cdot \left( e^{a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} - e^{-a \cdot \sqrt{\xi^2 + \eta^2}} \right) -$$

параметр форми котушки.

Для заданих вихідних даних оціночна теоретична глибина проникнення поля складає 0.1 мм. Зіставлення з даними чисельних розрахунків (рис.5.3) дозволяє стверджувати щодо їх адекватності, оскільки  $J_{z=0} = 2.516 \cdot 10^4$  А/м<sup>2</sup>;  $J_{z=0.1} = 9.986 \cdot 10^3$  А/м<sup>2</sup>;  $J_{z=0} / J_{z=0.1} = 2.52 \approx 2.71$ , що відповідає теоретичним уявленням.

## 5.2. Варіанти конструкцій тангенціальних накладних вихрострумів перетворювачів

Для подальших досліджень необхідно розглянути можливі варіанти конструкцій тангенціальних НВСП, що відрізняються розташу-

ванням вимірювальної котушки перетворювача (рис.5.4-5.6). Це є важливим, оскільки від її орієнтації у просторі залежить, які складові ГВС  $J_x, J_y$  чи  $J_z$  формують магнітний потік, що пронизує контур котушки. У першому варіанті (рис.5.4) вимірювальна котушка перетворювача розташована в площині XOY, у другому (рис.5.5) - в площині YOZ, в останньому варіанті (рис.5.6) - в площині XOZ.

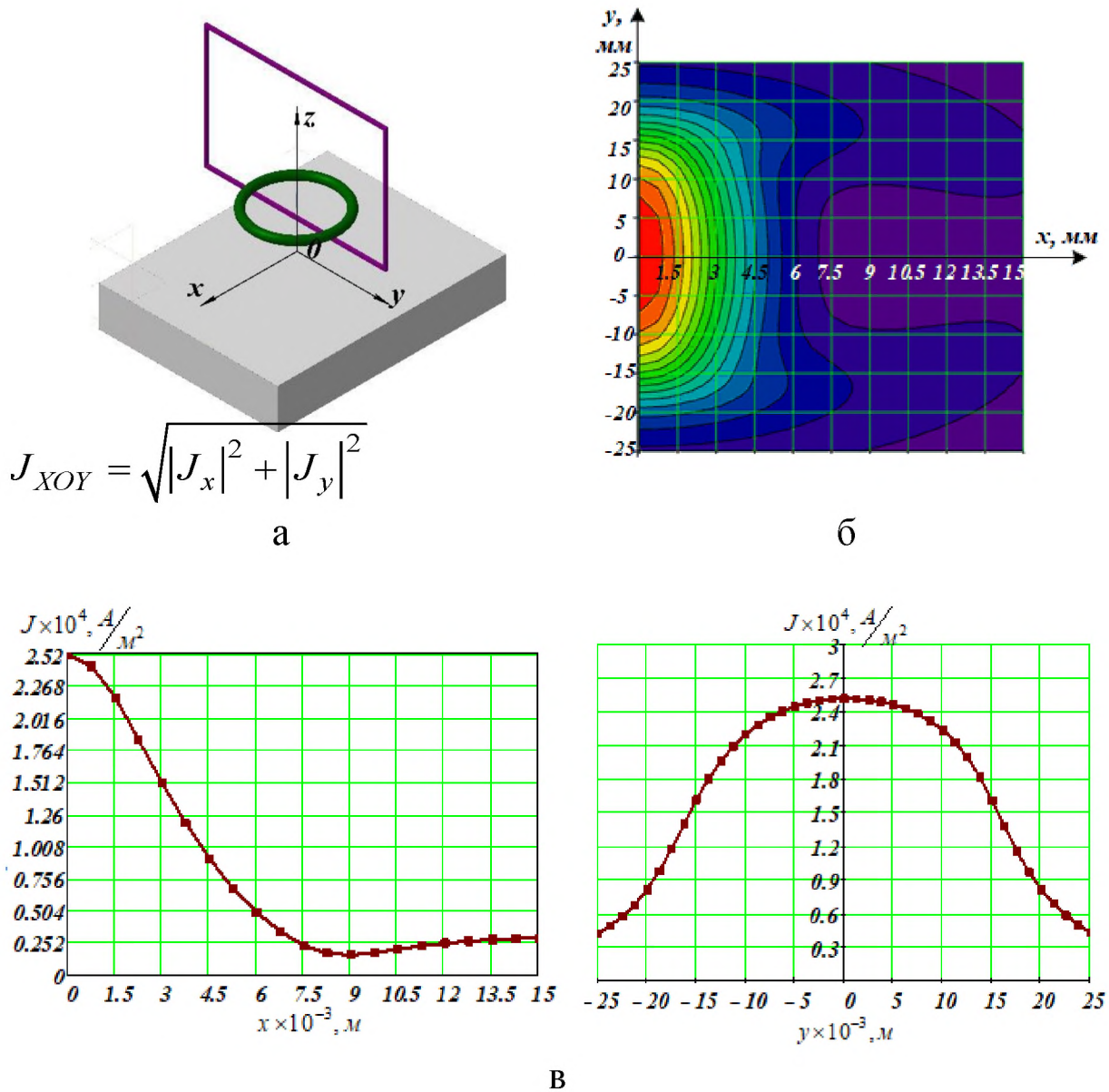


Рисунок 5.4 - Варіант розташування вимірювальної котушки перетворювача в площині XOY: а – умовне розташування СЗ та вимірювальної котушки; б – розподіл ГВС у вигляді ліній рівня; в – графіки зміни розподілу ГВС вздовж осей OX і OY

На рис.5.4 - 5.6, окрім варіантів схематичного розташування котушок НВСП, наведено також розраховані розподіли ГВС у вигляді ліній рівня та графіків їх зміни вздовж осей OX і OY. При цьому

для всіх варіантів демонструються розподіли ГВС в площині XOY на поверхні ОК  $z = 0$ .

Також можливими є, так звані, біортогональні варіанти конструкцій НВСП, де використовуються одночасно дві вимірювальні котушки, що розташовані в площинах XOZ та XOY, та інші. При цьому СЗ залишається однаковою для всіх варіантів – це виток прямокутної форми із вертикальним розташуванням відносно ОК.

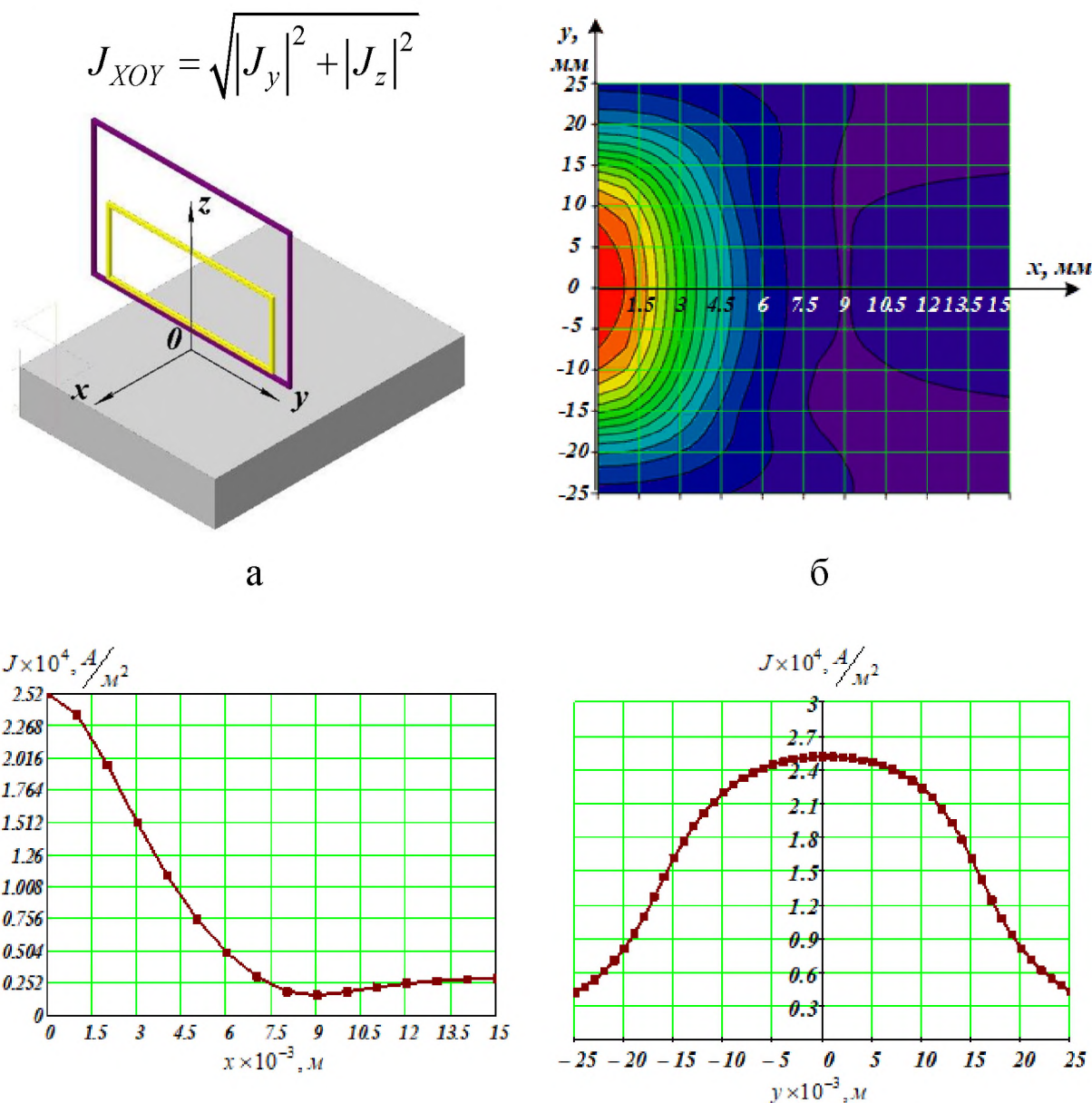


Рисунок 5.5 - Варіант розташування вимірювальної котушки перетворювача в площині YOZ: а – умовне розташування СЗ та вимірювальної котушки; б – розподіл ГВС у вигляді ліній рівня; в – графіки зміни розподілу ГВС вздовж осей OX і OY



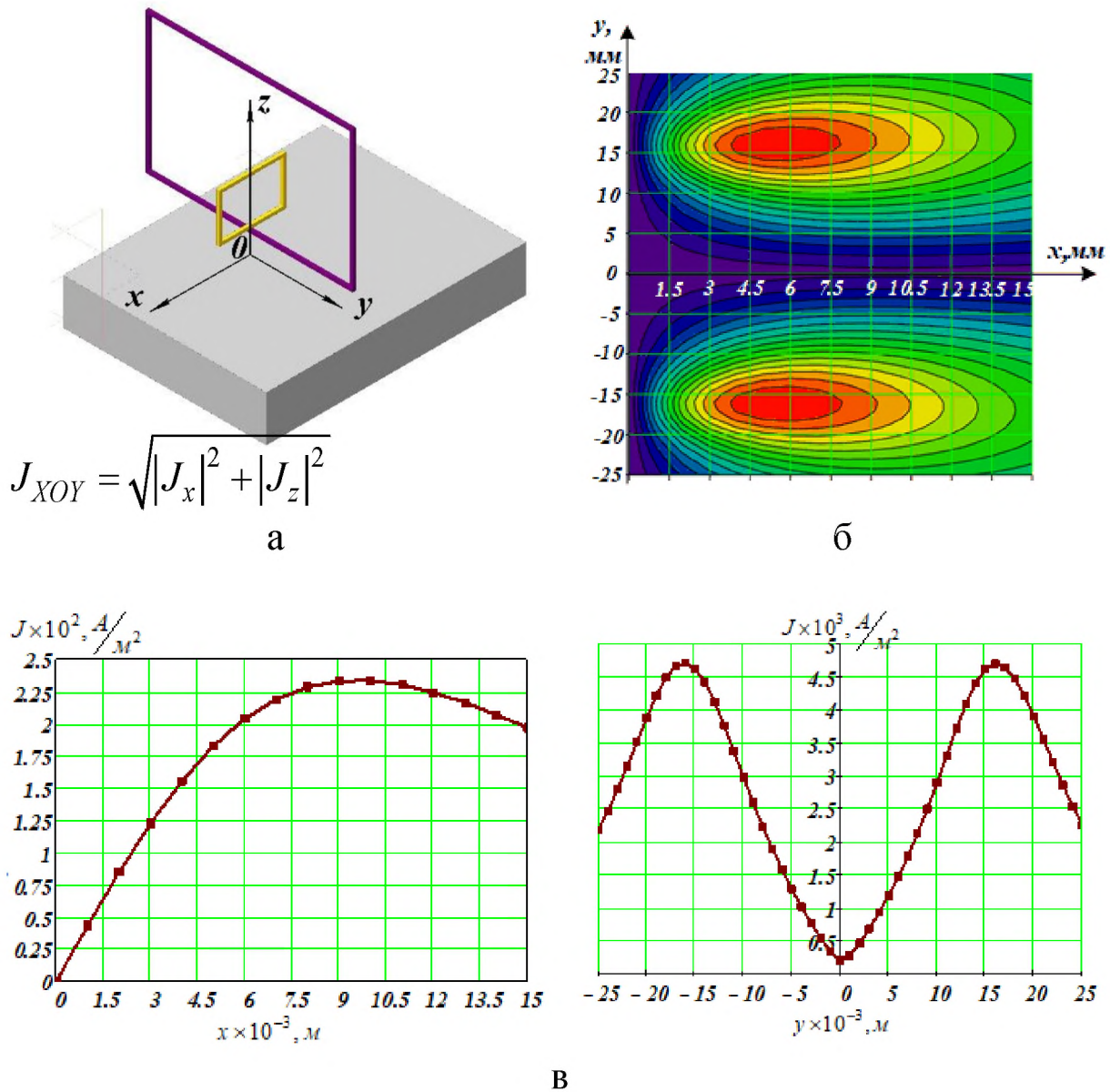


Рисунок 5.6 - Варіант розташування вимірювальної котушки перетворювача в площині XOZ: а – умовне розташування СЗ та вимірювальної котушки; б – розподіл ГВС у вигляді ліній рівня; в – графіки зміни розподілу ГВС вздовж осей ОХ і ОУ

Серед усіх СЗ НВСП тангенціальній її конструкції притаманна найкраща однорідність розподілу ГВС, проте область однорідності є досить незначною. Наприклад, для розглянутого одинарного витка СЗ з розмірами  $16 \times 16$  мм, область однорідності вздовж осі ОХ складає близько 1 мм, а вздовж осі ОУ - 8 мм (рис.5.2 в). Зазвичай у статичних НВСП зону однорідності можна суттєво розширити використанням прямокутної котушки СЗ, що має певну довжину вздовж осі ОХ, тобто застосуванням джерела однорідного ЕМП. Але для рухомих НВСП внаслідок формування в ОК додаткових вихрових струмів, обумовлених ефектом швидкості, це не є цілком прийнятним.

Тому має сенс розглянути дискретизований секціонований аналог такої СЗ, що представляє гомогенну систему прямокутних котушок, конструктивні параметри якої визначаються в результаті оптимального синтезу. Такий підхід успішно застосовувався для синтезу СЗ кругових НВСП з планарними [6-9] та об'ємними структурами [9] й плоских СЗ прямокутної форми з генеруванням магнітного потоку збудження нормального до ОК [10].

### **5.3. Побудова метамоделі рамкового тангенціального накладного вихрострумowego перетворювача з об'ємною структурою системи збудження і перевірка її адекватності та інформативності**

Розглядатимемо рухомий тангенціальний НВСП з прямокутною об'ємною структурою СЗ, яка складається із сукупності  $M$  секційних котушок, кожна з яких містить  $w_i$  ( $i = 1 \dots M$ ) витків. Секційні котушки включені послідовно-зустрічно або послідовно-узгоджено та мають різні МРС  $lw_i$  і живляться змінним струмом  $I$  круговою частотою  $\omega$ . Така прямокутна об'ємна структура СЗ характеризується наявністю секційних котушок з геометричними розмірами сторін  $2a_i \times 2b_i$  кожної із них. Які зміщені  $x_{0i}$  одна відносно іншої від початку системи координат вздовж осі ОХ (рис.5.1). Положення секційних котушок визначається також висотами  $z_{0i}$  їх розташування над ОК. На рис.5.7 а зображено структуру СЗ для якої геометричні центри всіх котушок розміщені на однаковій висоті, тобто  $z_{0i} = \text{const}$ , а на рис.5.7 б варіант, коли висота розташування котушок різна  $z_{0i} = \text{var}$ .

В цьому дослідженні надалі розглядається випадок, коли висота для всіх секцій є сталою та дорівнює  $z_0$ . Для чисельних експериментів використовуватимемо секції квадратної форми.

Згідно з алгоритмом сурогатної оптимізації першим етапом є побудова метамоделі СЗ рухомого рамкового тангенціального НВСП. Тобто розподіл ГВС для такої структури СЗ описується багатовимірною апроксимаційною залежністю  $\hat{J} = f(x, y, a, x_0)$ , де  $x$  й  $y$  є просторовими координатами на поверхні ОК в зоні контролю (рис.5.7 а).

У результаті ефективний чотиривимірний комп'ютерний план експерименту для параметрів, що змінюються в межах:  $x = 0 \dots 15$  мм,  $y = -25 \dots 25$  мм,  $a = 4 \dots 16$  мм,  $x_0 = 0 \dots 4$  мм, реалізовано на основі сукупності безпараметричних адитивних рекурсив-

них одновимірних  $R_d$ -послідовностей, за допомогою створеного програмного продукту [11]. Ефективність цього КПЕ підтверджується низькими показниками центрованого  $CD_4 = 8.07 \cdot 10^{-5}$  та циклічного  $WD_4 = 6.321$  розходжень для кількості точок  $N_{навч.} = 2500$  [11].

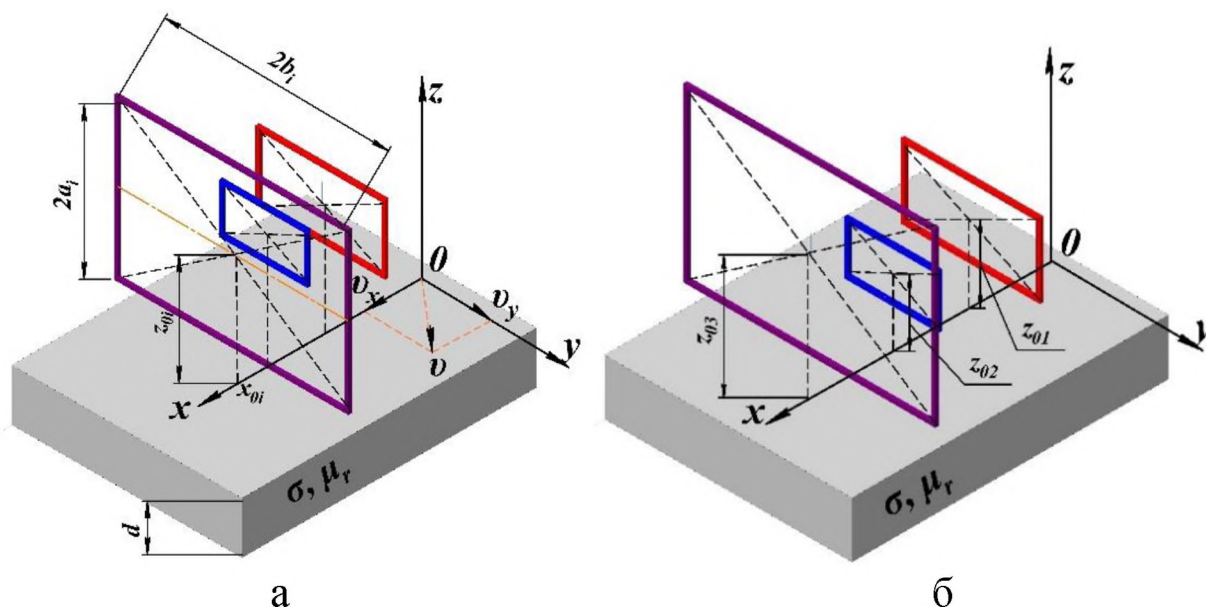


Рисунок 5.7 - Об'ємна структура СЗ прямокутної форми:

а – висота розташування над ОК  $z_{0i} = \text{const}$ ;

б – висота розташування над ОК  $z_{0i} = \text{var}$

Область пошуку за розміром котушки  $a$  розділялася на шість декомпозиційних підобластей:  $I_a$  ( $4 \leq a \leq 6$  мм),  $II_a$  ( $6 < a \leq 8$  мм),  $III_a$  ( $8 < a \leq 10$  мм),  $IV_a$  ( $10 < a \leq 12$  мм),  $V_a$  ( $12 < a \leq 14$  мм),  $VI_a$  ( $14 < a \leq 16$  мм).

Для кожної підобласті в отриманих точках КПЕ розраховується розподіл ГВС за функціональними залежностями (5.4), (5.5) за наступних сталих параметрів:  $d = 10$  мм,  $z_0 = 19$  мм,  $\vec{v} = (0, 40, 0)$  м/с, електрофізичні параметри матеріалу ОК  $\sigma = 7.69 \cdot 10^6$  См/м,  $\mu_r = 700$ , частота  $f = 4$  кГц; струм збудження  $I = 1$  А.

Реалізований КПЕ для декомпозиційної підобласті  $VI_a$  представлено на рис.5.8. Надалі застосуванням адитивної НМ-регресії отримано метамоделі для кожної підобласті із наступним об'єднанням отриманих рішень в єдине. При цьому використано декілька методів підвищення точності апроксимаційної моделі, які показали свою ефективність при побудові багатовимірних метамоделей [5-10, 12].

Так на кожному проміжному рівні адитивної НМ-регресії застосовувався комітет мереж із прийняттям рішення шляхом усереднення за ансамблем тих мереж, що мають найбільшу продуктивність (рис.5.9) [12]. Схема побудови асоціативних машин адитивним методом із прийняттям рішення усередненням за ансамблем на кожному проміжному рівні показана на рис.2.10 б.

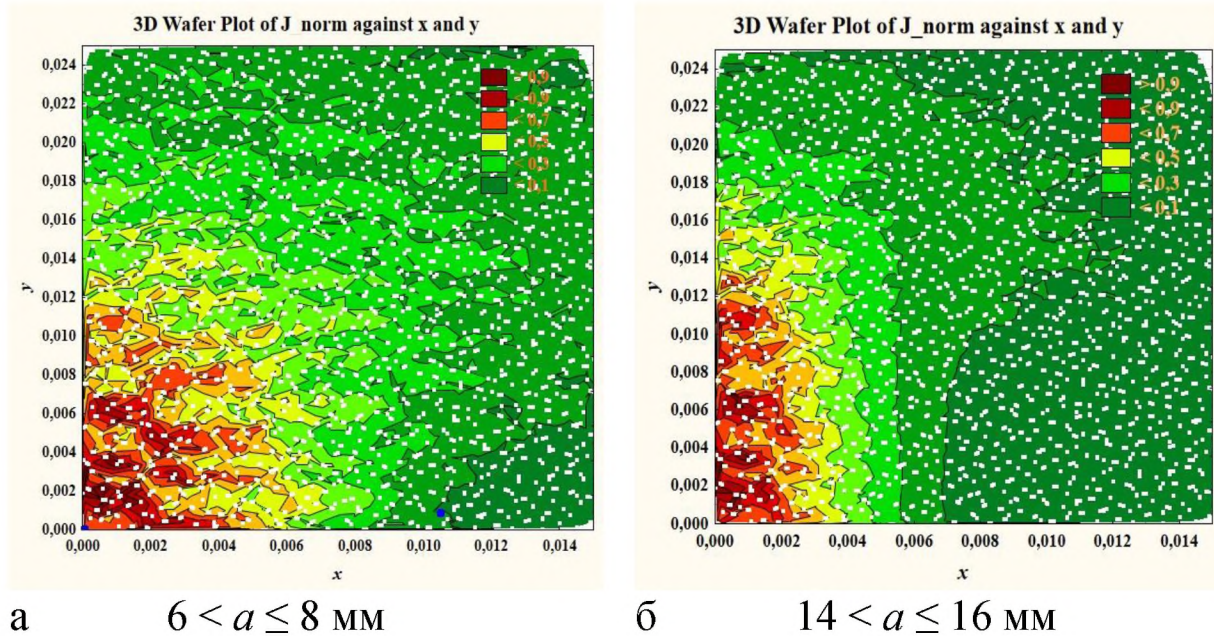


Рисунок 5.8 - Навчальна вибірка комп'ютерного плану експерименту представлена у вигляді ліній рівня узагальнених зрізів розподілу ГВС для підобластей: а – II<sub>a</sub>; б – VI<sub>a</sub>

Summary of active networks (RBF\_a\_14\_16\_навч)

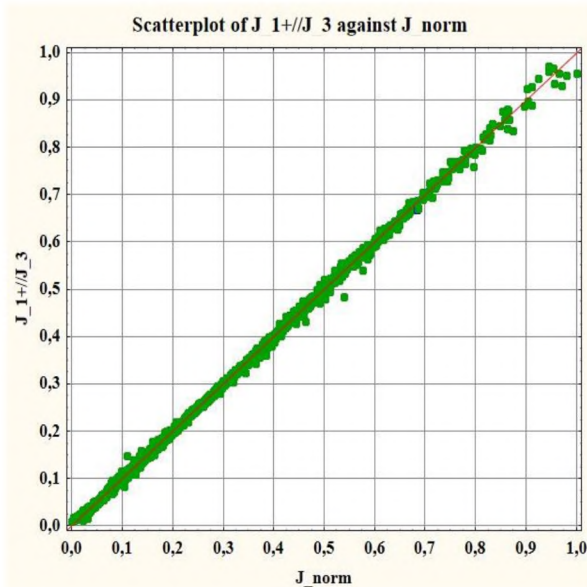
Inde x	Net. name	Training perf.	Test perf.	Validation perf.	Training error	Test error	Validation error	Training algorithm	Error functio	Hidden activation	Output activatio
32	RBF 4-242-1	0,994094	0,994454	0,992391	0,000204	0,000150	0,000218	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
61	RBF 4-260-1	0,991605	0,992260	0,987073	0,000278	0,000273	0,000387	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
68	RBF 4-263-1	0,993128	0,992633	0,992576	0,000228	0,000249	0,000224	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
83	RBF 4-271-1	0,994737	0,992565	0,992295	0,000174	0,000245	0,000235	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
13	RBF 4-217-1	0,697049	0,563786	0,603383	0,000052	0,000076	0,000046	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
17	RBF 4-223-1	0,703320	0,706762	0,496881	0,000043	0,000063	0,000104	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
77	RBF 4-233-1	0,701246	0,628314	0,630243	0,000051	0,000075	0,000042	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
92	RBF 4-245-1	0,716376	0,499410	0,662857	0,000049	0,000086	0,000043	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
111	RBF 4-250-1	0,780724	0,685274	0,561244	0,000040	0,000059	0,000051	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
14	RBF 3-217-1	0,631026	0,329013	0,261100	0,000023	0,000040	0,000026	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
76	RBF 3-228-1	0,605327	0,358470	0,584857	0,000023	0,000044	0,000022	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
141	RBF 3-252-1	0,503666	0,340293	0,071157	0,000028	0,000041	0,000034	RBFT	SOS	Gaussian	Identity
150	RBF 3-255-1	0,638303	0,243719	0,318848	0,000018	0,000047	0,000058	RBFT	SOS	Gaussian	Identity

Рисунок 5.9 - Показники продуктивності та абсолютної похибки адитивної НМ-регресії для підобласті  $14 < a \leq 16$  мм

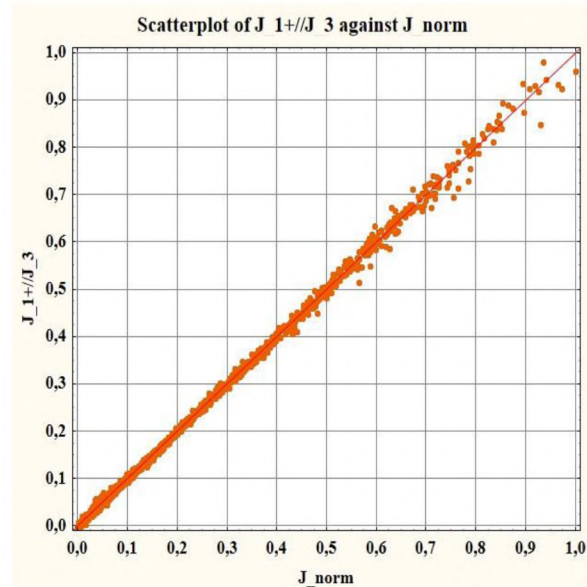
Для утворення комітету НМ відбиралися найкращі мережі за показниками продуктивності (рис.5.9), коефіцієнту детермінації  $R^2$ , середньої відносної величини модельної похибки  $MAPE$ , % та

суб'єктивним аналізом діаграм розсіювання та гістограм залишків [13-17]. На рис.5.9 наведено НМ, що відібралися для утворення комітету та чисельні значення продуктивності, абсолютної похибки кожної із них.

Для формування навчальних, тестувальних та контрольних підвбірок застосовується беггінг-процедура. Завдяки такій гібридній побудові адитивної НМ-регресії вдалося отримати значення *MAPE* для складної топології розподілу ГВС на рівні від 2.14 % до 4 % на етапі її навчання (табл.5.2). Діаграми розсіювання значень багатовимірної апроксимаційної функції на етапі навчання (рис.5.10) та гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку представлено на рис.5.11.



а  $6 < a \leq 8$  мм

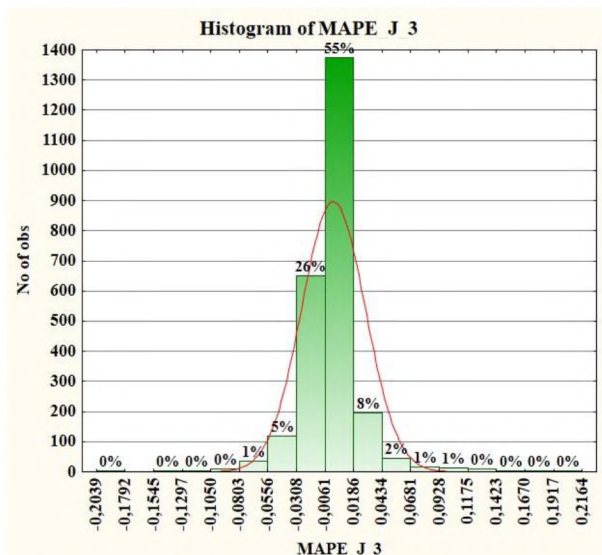


б  $14 < a \leq 16$  мм

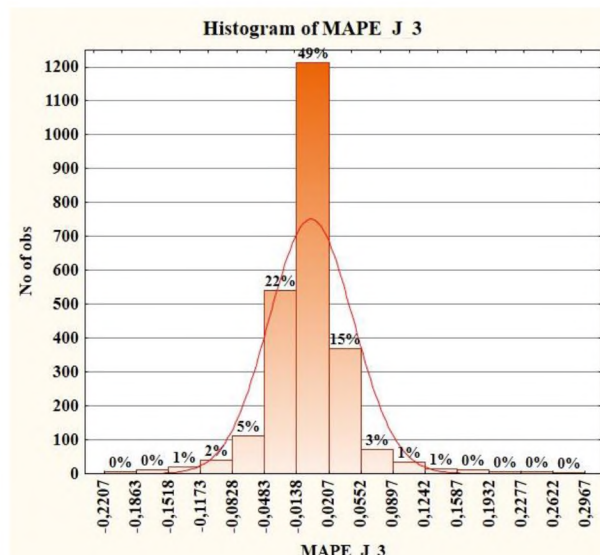
Рисунок 5.10 - Діаграми розсіювання значень багатовимірної метамоделі на етапі навчання:

а – для підобласті  $\Pi_a$ ; б – для підобласті  $\text{VI}_a$

В табл.5.1 наведено відомості щодо побудови метамоделей для декількох підобластей, а саме  $6 < a \leq 8$  мм та  $14 \leq a \leq 16$  мм. В цій таблиці показано три проміжні рівні адитивної НМ-регресії  $J_1 - J_3$  та для кожного із яких представлено складові НМ, що відібрані для утворення комітету, а також отримані чисельні значення *MAPE*. Окрім похибки *MAPE*, створені метамоделі оцінювалися за низкою інших статистичних показників як якісних, так і кількісних [13-17].



а  $6 < a \leq 8$  мм



б  $14 < a \leq 16$  мм

Рисунок 5.11 - Гістограми розподілу відносної модельної похибки апроксимації гіперповерхні відгуку на етапі навчання:  
а – для підобласті  $\Pi_a$ ; б – для підобласті  $\text{VI}_a$

Таблиця 5.1 - Відомості щодо створення метамоделі квадратного рухомого тангенціального НВСП з об'ємною структурою СЗ для узагальненого зрізу  $6 < a \leq 8$  мм,  $14 < a \leq 16$  мм на етапах навчання ( $N_{\text{навч.}} = 2050$ ) та відтворення ( $N_{\text{відтв.}} = 4090$ ) поверхні відгуку

Рівень ANN-регресії	Нейронні мережі, що є складовими комітетів	MAPE, %	
		навчання	відтворення
підобласть $\Pi_a$ ( $6 < a \leq 8$ мм)			
$\hat{J}_1$	RBF-4-203-1(8)	4.4	4.34
	RBF-4-206-1(25)		
	RBF-4-210-1(54)		
$\hat{J}_2$	RBF-4-208-1(41)	2.66	2.67
	RBF-4-211-1(63)		
	RBF-4-220-1(108)		
	RBF-4-203-1(11)		
$\hat{J}_3$	RBF-4-209-1(49)	2.14	2.18
	RBF-4-200-1(6)		
	RBF-4-200-1(7)		
	RBF-4-202-1(17)		
	RBF-4-209-1(51)		
	RBF-4-209-1(54)		

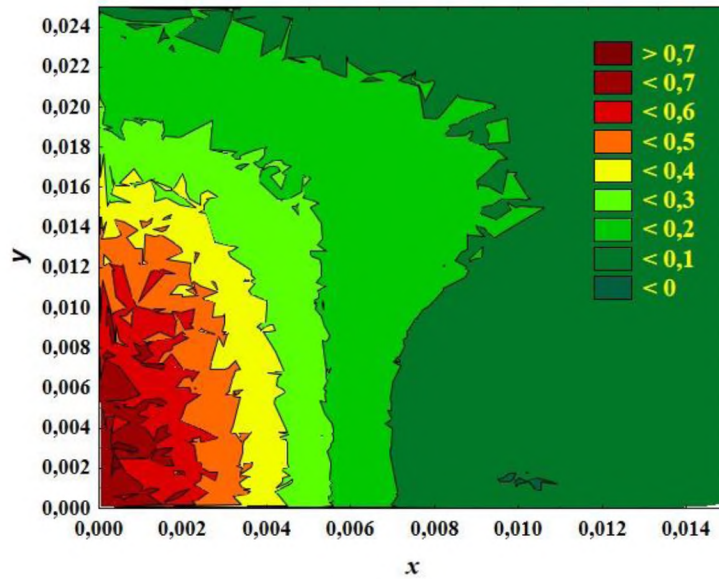
Продовження таблиці 5.1

Рівень ANN-регресії	Нейронні мережі, що є складовими комітетів	MAPE, %	
		навчання	відтворення
підобласть VI <sub>a</sub> (14 < a ≤ 16 мм)			
$\hat{J}_1$	RBF-4-242-1(32)	7.7	7.88
	RBF-4-263-1(68)		
	RBF-4-271-1(83)		
	RBF-4-234-1(16)		
$\hat{J}_2$	RBF-4-223-1(17)	4.98	5.39
	RBF-4-217-1(13)		
	RBF-4-233-1(77)		
	RBF-4-250-1(111)		
	RBF-4-245-1(92)		
$\hat{J}_3$	RBF-4-217-1(14)	4	4.47
	RBF-4-228-1(76)		
	RBF-4-252-1(141)		
	RBF-4-255-1(150)		

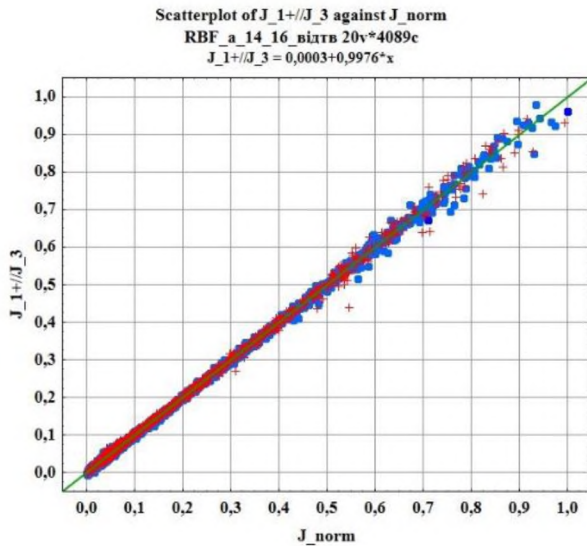
Верифікація створеної метамоделі здійснювалася перевіркою правильності відтворюваності гіперповерхні відгуку у всій області моделювання на значно більшій кількості точок  $N_{відмв.} = 4090$ . Отже, отримана метамоделі є коректною та забезпечує відтворення поверхні відгуку із максимальною похибкою  $MAPE = 4.47\%$ . Крім того, отримана метамоделі оцінювалася як на етапі навчання, так і на етапі відтворення, ще за низкою статистичних кількісних показників та деяких якісних [13-17], зокрема за критерієм Фішера перевірена адекватність побудованої сурогатної моделі, а за коефіцієнтом детермінації - її інформативність. Результати відтворення у вигляді ліній рівня узагальнених зрізів, діаграми розсіювання та гістограми розподілу похибки  $MAPE$  однієї декомпозиційної підобласті наведено на рис.5.12.

До того ж якість отриманої метамоделі додатково перевіряється відтворенням гіперповерхні відгуку за формулою, що описує вихід адитивної НМ-регресійної залежності на основі RBF-нейромереж (1.12) та вагових коефіцієнтів, які отримані для цієї метамоделі. Так на рис.5.13 а-в для прикладу наведено відтворення гіперповерхні відгуку для зрізів  $a = 5.5$  мм,  $a = 11.5$  мм,  $a = 15.5$  мм на висоті над ОК  $z_0 = 19$  мм при  $x_0 = 0$  мм, а на рис.5.14 г -  $a = 15.5$  мм,  $x_0 = 4$  мм.

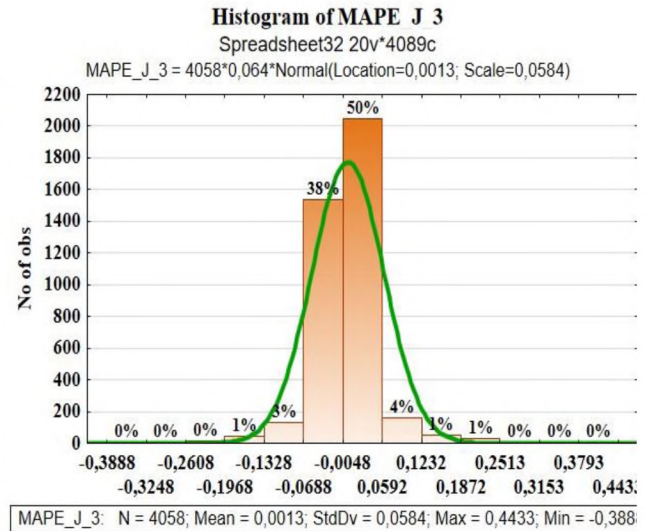
3D Wafer Plot of  $J_1+//J_3$  against x and y; categorized by Subset  
 $J_1+//J_3 = \text{Wafer}$



а



б



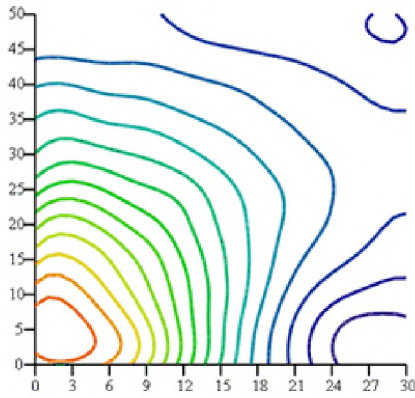
в

Рисунок 5.12 - Відтворення поверхні відгуку для підобласті  $14 < a \leq 16$  мм: а – лінії рівня для узагальненого зрізу поверхні; б – діаграма розсіювання; в – гістограма розподілу похибки *MAPE*

В таблиці 5.2 наведені отримані значення *MAPE*, % на етапі навчання та відтворення створеними метамоделями поверхні відгуку для всіх декомпозиційних областей.

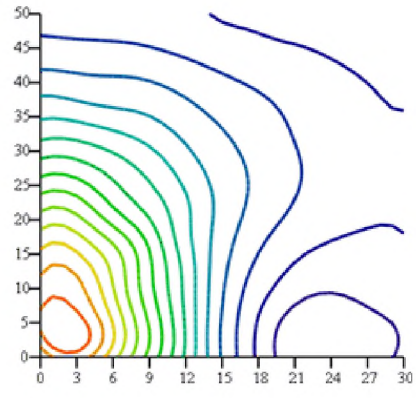
Перевірка відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним здійснюється за критерієм Фішера у послідовності, що наведена в розділі 2.3.3. Результат відповідності метамodelей цьому критерію для кожної декомпозиційної підобласті наведено в табл.5.3.





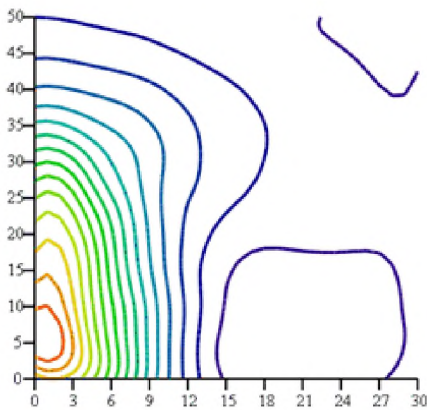
а

$$a = 5.5 \text{ мм} \cup z_0 = 19 \text{ мм} \cup x_0 = 0 \text{ мм}$$



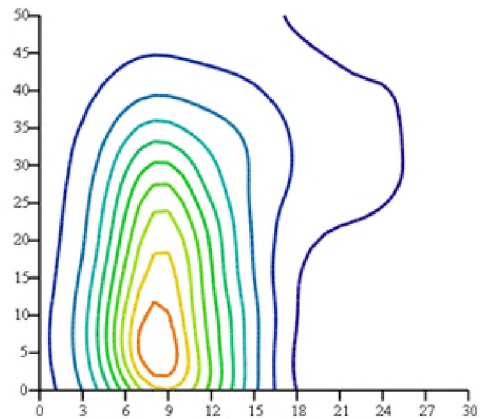
б

$$a = 11.5 \text{ мм} \cup z_0 = 19 \text{ мм} \cup x_0 = 0 \text{ мм}$$



в

$$a = 15.5 \text{ мм} \cup z_0 = 19 \text{ мм} \cup x_0 = 0 \text{ мм}$$



г

$$a = 15.5 \text{ мм} \cup z_0 = 19 \text{ мм} \cup x_0 = 4 \text{ мм}$$

Рисунок 5.13 - Відновлення поверхні відгуку за допомогою створеної метамоделі, що представлено лініями рівня розподілу ГВС для деяких зрізів

Таблиця 5.2 - Значення *MAPE*, % отриманих багатопараметричних метамоделей тангенціального НВСП

Позначення підобласті	Декомпозиційна підобласть	$N_{\text{навч.}} / N_{\text{відтв.}}$	MAPE, %		SSR		$MS_R \cdot 10^{-6}$	
			навчання	відтворення	навчання	відтворення	навчання	відтворення
I <sub>a</sub>	$4 \leq a \leq 6$	2500/4090	2.37	2.4	0.0974	0.183	38	44.7
II <sub>a</sub>	$6 < a \leq 8$	2500/4090	2.14	2.18	0.0745	0.133	29.8	32.5
III <sub>a</sub>	$8 < a \leq 10$	2510/4090	2.43	2.5	0.105	0.188	41.8	45.9
IV <sub>a</sub>	$10 < a \leq 12$	2500/4090	2.9	2.81	0.115	0.213	46	52
V <sub>a</sub>	$12 < a \leq 14$	2500/4090	2.89	2.87	0.118	0.223	47.2	54.5
VI <sub>a</sub>	$14 < a \leq 16$	2500/4090	3.99	4.47	0.11	0.227	44	55.5

Таблиця 5.3 - Статистичні показники оцінки адекватності мета-моделі рамкового тангенціального НВСП з об'ємною структурою СЗ за критерієм Фішера

Позначення підобласті	Декомпозиційна підобласть	$N_{\text{відгв.}}$	$MS_D$ середній квадрат регресії	$SS_D$ сума квадратів регресії	$F_{\nu_D; \nu_R}^{\text{експ}} = \frac{MS_D}{MS_R}$	Критичне значення критерію Фішера
$I_a$	$4 \leq a \leq 6$	4090	0.0281	115.024	629.1	$F_{0.05; 4; 4085}^{\text{крит}} = 2.374$
$II_a$	$6 < a \leq 8$		0.0303	123.98	932.7	
$III_a$	$8 < a \leq 10$		0.0321	131.352	699.34	
$IV_a$	$10 < a \leq 12$		0.0334	136.887	642.3	
$V_a$	$12 < a \leq 14$		0.034	139.236	623.85	
$VI_a$	$14 < a \leq 16$		0.0312	131.85	562.16	

Для перевірки відповідності отриманої функції відгуку експериментальним даним встановлювалась адекватність отриманої математичної моделі за критерієм Фішера  $F_{\nu_D; \nu_R}^{\text{експ}} > F_{\alpha; \nu_D; \nu_R}^{\text{крит}}$ . Вказана умова виконується, отже, метамоделі для кожної декомпозиційної підобласті адекватна і прогноз результатів за моделлю не суперечить дійсності.

#### 5.4. Сурогатний оптимальний синтез систем збудження рамкових тангенціальних накладних вихрострумів перетворювачів та верифікація результатів синтезу

Надалі розв'язувалася задача лінійного та нелінійного сурогатного оптимального синтезу, де в формулі цільової функції замість «точної» математичної моделі використовувалася отримана RBF-метамоделі тангенціального НВСП. Разом з тим, задавався бажаний розподіл ГВС в зоні контролю (рис.5.14), який необхідно отримати в результаті розв'язку задачі.

Для розв'язку нелінійних обернених задач доцільно застосувати стохастичні алгоритми пошуку глобального екстремуму [18-21]. В цьому дослідженні розв'язок отримано з використанням декількох алгоритмів. Один з яких - гібридний алгоритм на основі генетичного з локальним пошуком симплексним методом Нелдера-Міда, другий - алгоритм рою частинок PSO-RND із випадковою стратегією топології зв'язків, наступний - популяційний метаевристичний алгоритм оптимізації роєм частинок з еволюційним формуванням складу рою,

що являє собою низькорівневу гібридизацію генетичного алгоритму й алгоритму PSO [21].

Для задач дефектометрії ідеальною формою розподілу ГВС є П-подібна, коли спостерігається максимальна його локалізація і сконцентрованість в зоні контролю, тоді як поза її межами розподіл має нульове значення. Тобто розподіл ГВС є однорідним в заданій зоні. На рис.5.14 графік 1 проілюстровано заданий П-подібний розподіл ГВС в ОК  $J_{reference}$ , що описується виразом:

$$J_{reference} = \begin{cases} 2.4 \cdot 10^4 \text{ А/м}^2 & \text{при } \begin{cases} 0 < x \leq 5 \cdot 10^{-3} \text{ м} \\ -12 \cdot 10^{-3} \leq y \leq 12 \cdot 10^{-3} \text{ м} \end{cases} \\ 0, & \text{якщо } x, y \text{ інші} \end{cases}$$

А на рис.5.14 б, в цей же розподіл зображений вздовж осі ОХ та ОУ (графік 1) та для порівняння розподіл ГВС створений одинарним витком розміром  $16 \times 16$  мм (рис.5.14, графік 2). Розподіл ГВС одинарного витка має незначну область однорідності, так вздовж осі ОХ вона складає близько 1 мм, а вздовж осі ОУ - 8 мм (рис.5.14 б, в).

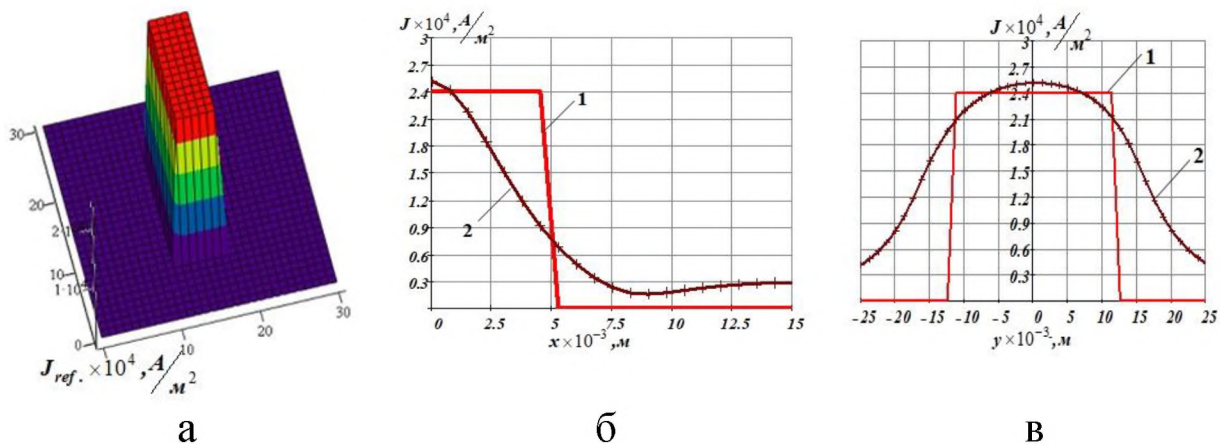


Рисунок 5.14 - Бажаний та розподіл ГВС, створений одинарним прямокутним витком на поверхні ОК: а – вигляд 3D; б – вздовж осі ОХ; в – вздовж осі ОУ

Покращити розподіл ГВС, а саме наблизити його до бажаного однорідного, можна використанням системи котушок збудження різноманітних структур, як показано на прикладі кругових ВСП [5-9] та рамкових НВСП [10]. Отже, постає задача проектування СЗ рамкового тангенціального НВСП, що забезпечує апріорі заданий однорідний розподіл ГВС в контрольних точках зони ОК.

Для того, щоб отримати наперед заданий розподіл ГВС в рамках лінійного синтезу, наприклад П-подібний (рис.5.14), необхідно визначити МРС  $Iw_i$  для кожної із секційних котушок СЗ за умови відомих координат їх розміщення у просторі та їх заданої кількості  $M$ .

Для чисельного моделювання задавалися варіанти об'ємних структур СЗ з різною кількістю квадратних котушок  $M = 2 - 4$ , відстань між якими рівномірна (рис.5.7 а). Попередній аналіз результатів синтезу дозволяє відібрати декілька структур СЗ, що мають найкращі наближення до однорідного розподілу ГВС. Чисельні результати розв'язку задачі синтезу представлено в табл.5.4. Отримані в сукупності параметри забезпечують наближення створеного розподілу ГВС до апріорі заданого П-подібного на поверхні ОК в зоні контролю. В табл.5.4 знак «-» для МРС означає зустрічне включення секційної котушки.

Таблиця 5.4 - Результати сурогатного лінійного синтезу СЗ рамок рухомих тангенціальних НВСП з різноманітними варіантами об'ємних структур

№ секції	Синтезовані системи збудження								
	M = 2			M = 3			M = 4		
	a, мм	x <sub>0</sub> , мм	Iw, A×витки	a, мм	x <sub>0</sub> , мм	Iw, A×витки	a, мм	x <sub>0</sub> , мм	Iw, A×витки
1	4	0	-39.27	4	0	-92.13	4	3	-75.56
2	14	1	3.9	9	0.5	11.57	8	2	6.94
3				14	1	3.3	12	1	6.46
4							16	0	0.19

Надалі виконувався розрахунок розподілів ГВС для структури СЗ з отриманими в результаті синтезу параметрами за «точною» електродинамічною моделлю. Результат розрахунку проілюстровано графічно у вигляді зміни розподілу ГВС вздовж осі ОХ та ОУ на рис.5.15 графіки 1 - 3. Додатково для візуального порівняння там же наведено апріорі заданий розподіл ГВС (графік 5) та розподіл створений одним квадратним витком розміром 16 × 16 мм (графік 4).

Отже, всі синтезовані структури СЗ, представлені в табл.5.4, реалізують близький до однорідного розподіл ГВС, який перевищує заданий рівень інтенсивності  $J_{reference}$  на заданій ділянці  $0 < x < 5$  мм та  $-12 < y < 12$  мм, що ілюструється рис.5.15. До того ж порівняння

розподілів ГВС, які створюються синтезованими об'ємними структурами СЗ та одинарним витком квадратної форми (рис.5.15, графік 4), безперечно вказує на те, що всі синтезовані варіанти мають кращі результати. Про це переконливо свідчать графічні залежності 1 - 3 на рис.5.15.

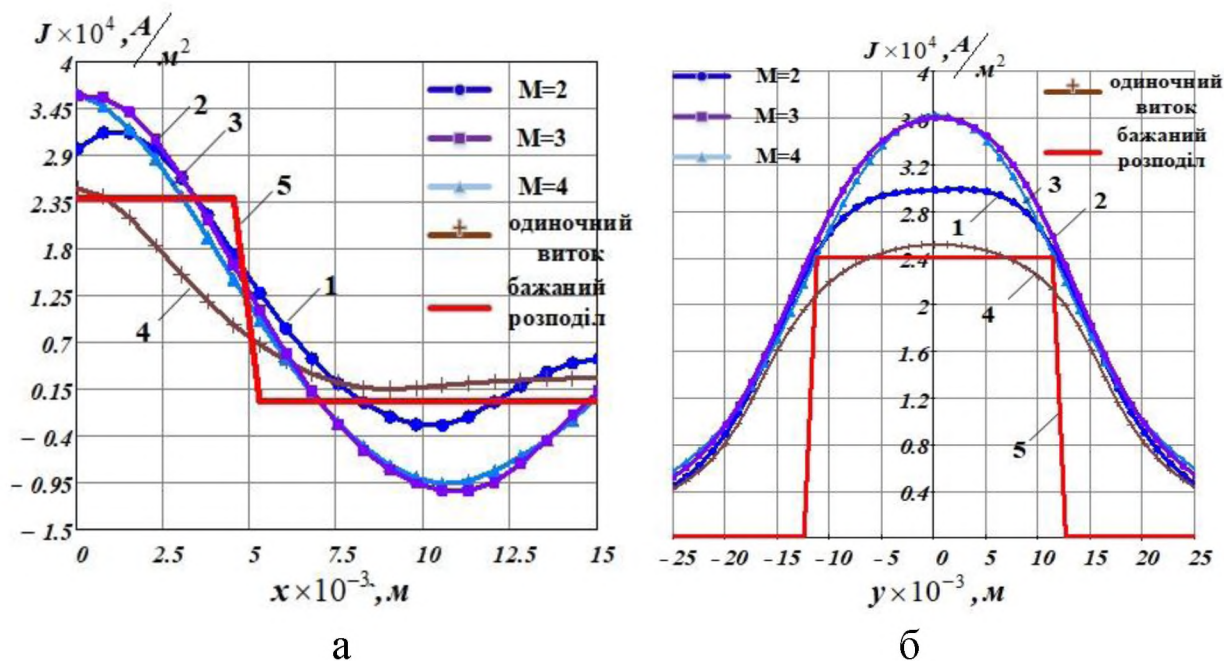


Рисунок 5.15 - Результати синтезу рухомих тангенціальних НВСП з квадратною об'ємною структурою СЗ, обчислені за “точною” електродинамічною моделлю: а – розподіл ГВС вздовж осі ОХ; б – вздовж осі ОУ відповідно

За сумарною кількістю ампер-витків, що необхідні для створення СЗ, структури з  $M=3$  та  $M=4$  є майже рівнозначними. Однак варіант СЗ з  $M=4$  складніше в технологічному сенсі, оскільки він має більшу кількість секцій. За умови майже однакових результатів, щодо забезпечення однорідного розподілу ГВС, перевагу слід віддати найпростішій у технічній реалізації структурі СЗ із  $M=2$  секційних котушок. На рис.5.16 а зображено загальний вигляд такої об'ємної структури СЗ, а на рис.5.16 б показано у вигляді ліній рівня розподіл ГВС, створений нею.

Далі з'ясуємо, наскільки відрізняється розподіл ГВС створений синтезованою СЗ від бажаного розподілу ГВС, тобто визначалася відносна похибка синтезу:

$$\delta_i = \frac{J_{i.\text{синт.}} - J_{i.\text{ref.}}}{J_{i.\text{ref.}}} \cdot 100\%,$$

де  $i = 1 \dots 800$ .

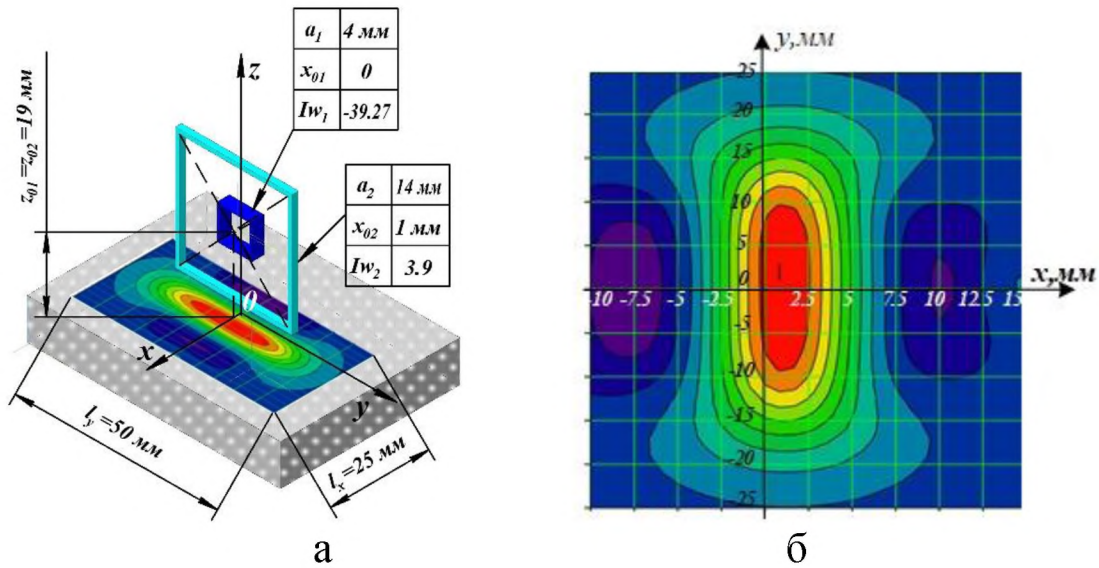


Рисунок 5.16 - Синтезована об'ємна структура СЗ рамкового тангенціального НВСП із  $M = 2$ : а – загальний вигляд; б – розподіл ГВС, представлений у вигляді ліній рівня

Отримані результати у вигляді лінії рівня розподілу відносної похибки синтезу для структури СЗ із  $M = 2$  секційних витків наведено на рис.5.17 а, а на рис.5.17 б - гістограми розподілу цієї похибки.

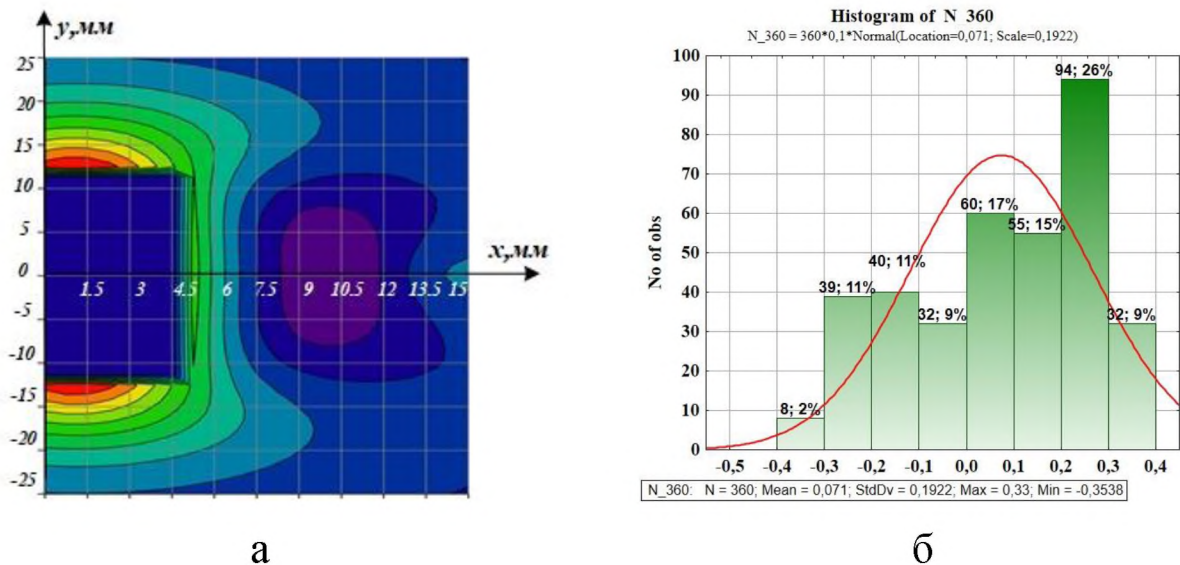


Рисунок 5.17 - Відносна похибка синтезу: а – лінії рівня розподілу; б – гістограма розподілу похибки синтезу

Середнє значення похибки синтезу в зоні контролю  $0 < x < 5$  мм та  $-12 < y < 12$  мм для цієї структури СЗ складає 18.04 %, що є прийнятним результатом.

Чисельні експерименти щодо сурогатного нелінійного синтезу здійснювалися для об'ємних структур СЗ тангенціальних НВСП із різною кількістю секційних котушок  $M = 2 - 5$ . В результаті попереднього аналізу відібрано декілька варіантів конструкцій СЗ, що характеризуються найкращим наближенням розподілів ГВС до однорідного, які охоплюють ділянку в зоні контролю з орієнтовними розмірами вздовж осі ОХ  $l_x = 5$  мм та вздовж осі ОУ -  $l_y = 24$  мм. Чисельні результати розв'язку задач синтезу представлено в табл.5.5.

На рис.5.18 представлено у вигляді ліній рівня синтезовані розподіли ГВС для структур СЗ із кількістю секційних котушок від двох до п'яти. Розрахунок розподілів ГВС виконувався для СЗ з отриманими в результаті синтезу параметрами за «точною» електродинамічною моделлю (залежність 1). Графіки їх поведінки вздовж осей ОХ та ОУ показано на рис.5.19. З метою порівняння на цих же рисунках наведено бажаний розподіл ГВС (залежність 2) та розподіл, що утворений одинарним квадратним витком з розмірами  $16 \times 16$  мм (залежність 3).

Отже, всі синтезовані структури СЗ, представлені в табл.5.4, реалізують близький до однорідного розподіл ГВС, який перевищує заданий рівень інтенсивності  $J_{reference} = 2.4 \cdot 10^4$  А/м<sup>2</sup> на ділянці  $0 < x < 5$  мм та  $-12 < y < 12$  мм (рис.5.14). Це не є недоліком, а скоріше потрібно віднести до переваг. До того ж порівняння розподілів ГВС, які створюються синтезованими об'ємними структурами СЗ та одинарним витком квадратної форми, безперечно вказує на те, що всі синтезовані варіанти мають кращі результати. Про це переконливо свідчать графічні залежності 1, 2 і 3 на рис.5.19. Варіант конструкції СЗ НВСП з  $M = 5$  можна вважати не прийнятним з технічної точки зору. Секції 2 та 3 цієї СЗ фактично компенсують збуджувальні поля одна одної, які згенеровано ними. Геометричні розміри, зміщення вздовж осі ОХ секційних котушок чисельно збігаються, в той час, як МРС характеризуються однаковими та протилежними значеннями. Тобто цю структуру СЗ можна вважати надлишковою. Співставними за доцільністю застосування виглядають структури СЗ з  $M = 3$  та  $M = 4$ . Вони є рівнозначними за сумарною кількістю ампер-витків, що необхідні для створення СЗ. Проте варіант СЗ з

$M = 4$  складніше в технологічному сенсі. По-перше, він характеризується більшою кількістю секцій. По-друге, секції 1 та 3 цієї СЗ позиціонуються на одному й тому ж місці осі ОХ. Та хоча вони є різними за геометричними розмірами, але це викликає певні труднощі щодо виготовлення СЗ.

За умови майже однакових результатів щодо забезпечення однорідного розподілу ГВС перевагу слід віддати найпростішій у технічній реалізації структурі СЗ із  $M = 2$  секційних котушок.

Результати модельних розрахунків щодо створення оптимальних СЗ об'ємної структури для тангенціальних рухомих рамкових НВСП свідчать про ефективність запропонованого методу сурогатного параметричного синтезу, що забезпечує рівномірний розподіл ГВС в ОК та гарантує однорідну чутливість перетворювачів до дефектів. Так зона однорідності розподілу ГВС, що забезпечується одинарним витком, складає  $S_{\text{вит.}} = 8 \text{ мм}^2$ , а синтезованою СЗ із  $M = 2$  секційних котушок -  $S_{\text{СЗ}} = 96 \text{ мм}^2$ .



Таблиця 5.5 - Результати сурогатного синтезу СЗ рамкових тангенціальних НВСП з різноманітними варіантами об'ємних структур

№ секції	Синтезовані системи збудження											
	M = 2		M = 3		M = 4		M = 5					
	a, мм	X <sub>0</sub> , мм	a, мм	X <sub>0</sub> , мм	a, мм	X <sub>0</sub> , мм	a, мм	X <sub>0</sub> , мм	I <sub>w</sub> , A×витки	I <sub>w</sub> , A×витки		
1	6.9	2.23	7	3.13	7.64	1.19	5.46	4	-32.14	-26.96	-27.94	-19.59
2	11.77	1.88	8.74	1.29	12	2.17	8.34	1.18	11.23	15.38	2.55	-100
3			15.92	2.6	12.56	1.15	8.34	1.05		1.537	9.5	100
4					15.1	3.84	9.56	1.6		-0.327		20.09
5							5.45	0				-33.57

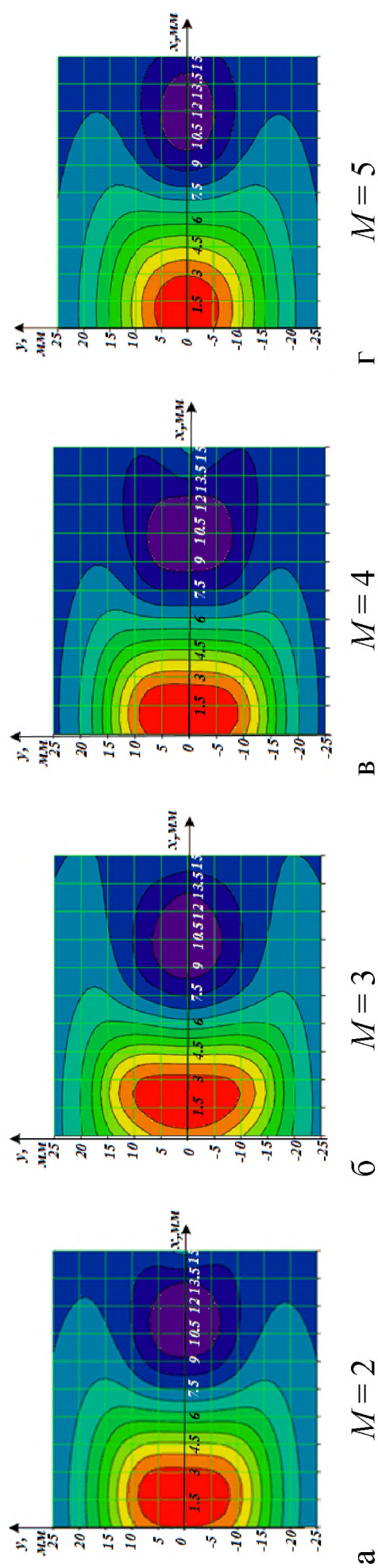
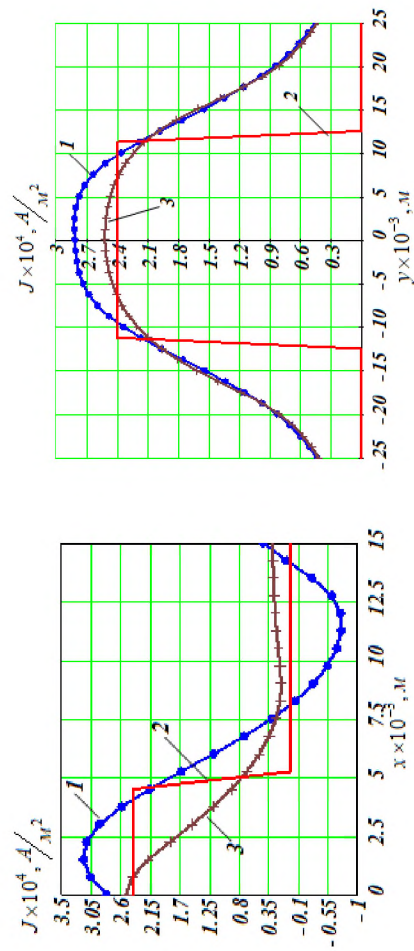
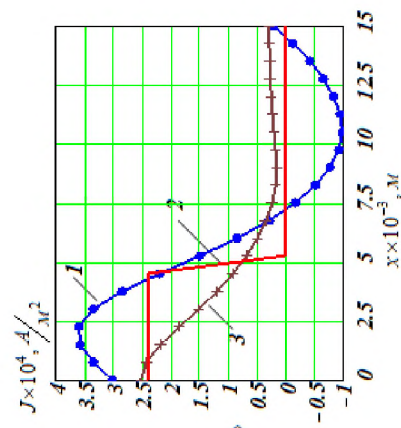


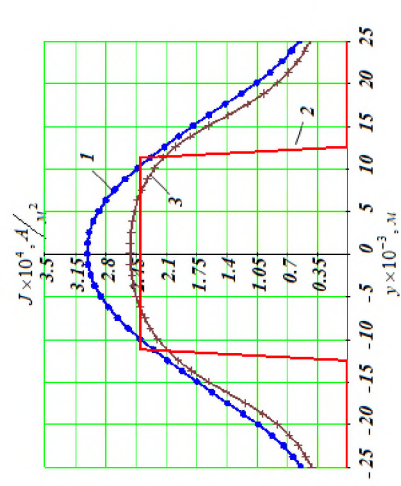
Рисунок 5.18 - Результати оптимального сурогатного синтезу об'ємних структур СЗ рухомих рамкових тангенціальних НВСП у вигляді ліній рівня розподілів ГВС



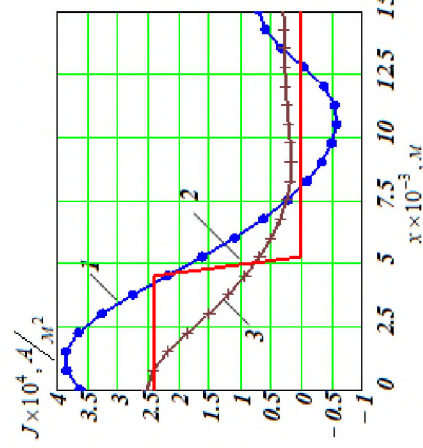
$M=2$



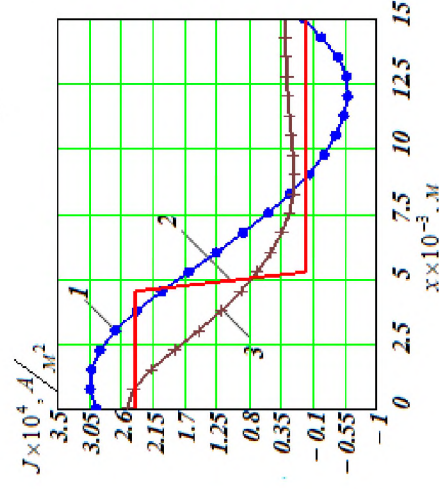
$M=3$



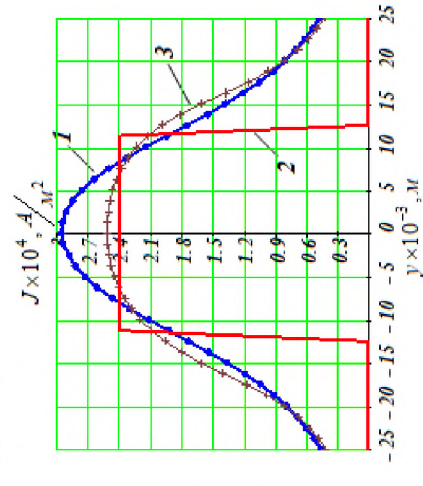
$M=2$



$M=5$



$M=5$



$M=5$

Рисунок 5.19 - Результати оптимального сурогатного синтезу об'ємних структур СЗ рухомих рамоквих тангенціальних НВСП, представлені у вигляді розподілу ГВС вздовж осей ОХ та ОУ

## Список використаних джерел до глави 5

1. Itaya T., Ishida K., Kubota Y. et al. Visualization of Eddy Current Distributions for Arbitrarily Shaped Coils Parallel to a Moving Conductor Slab // Progress In Electromagnetics Research M. - 2016. - V. 47. - P. 1-12.
2. Itaya T., Ishida K., Tanaka A. et al. Eddy Current Distribution for a Rectangular Coil Arranged Parallel to a Moving Conductor Slab // IET Science, Measurement & Technology. – 2012. - V. 6. - № 2. – P. 43–51.
3. Ishida T., Itaya T., Tanaka A. et al. Magnetic Field Analysis of an Arbitrary Shaped Coil Using Shape Functions // IEEE Transactions on Magnetics. – 2009. – V. 45. - № 1. – P. 104–112.
4. Itaya T., Ishida K., Tanaka A., Takehira N., Miki T. A New Analytical Method for Calculation of the Eddy Current Distribution and its Application to a System of Conductor-Slab and Rectangular Coil // PIER Online. – 2011. – V. 7. - № 8. - P. 766-770.
5. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V. Studying the computational resource demands of mathematical models for moving surface eddy current probes for synthesis problems // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2018. – V. 95. - № 5/5. - P. 39-46.
6. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Storchak A.V. Nonlinear surrogate synthesis of the surface circular eddy current probes // Przegląd elektrotechniczny. – 2019. - № 9. – P. 76-82.
7. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V. Optimal surrogate parametric synthesis of surface circular non-axial eddy current probes with uniform sensitivity in the testing zone // Bulletin of the Kherison National Technical University. - 2019. – V. 69. - № 2. - P. 118-125.
8. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V. Linear synthesis of non-axial surface eddy current probes // International Journal “NDT Days”. - 2019. - V. 2. - № 3. - P. 259-268.
9. Trembovetska R.V., Halchenko V.Y., Tychkov V.V. Multiparameter hybrid neural network metamodel of eddy current probes with volumetric structure of excitation system // International Scientific Journal «Mathematical Modeling». - 2019. – V. 36. - № 4 - P. 113-116.
10. Trembovetska R.V., Halchenko V.Ya., Tychkov V.V., Bazilo C.V. Linear synthesis of frame eddy current probes with a planar excitation system // International Scientific Journal «Mathematical Modeling». – 2020. - V. 4. - № 3. – P. 86-90.
11. Halchenko V.Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V., Storchak A.V. The Construction of Effective Multidimensional Computer Designs of Experiments Based on a Quasi-random Additive Recursive Rd–

sequence // Applied Computer Systems. – 2020. – V. 25. - № 1. - P. 70-76.

12. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В., Сторчак А.В. Методи створення метамodelей: стан питання // Вісник Вінницького політехнічного інституту. - 2020. – Т. 151. - № 4. - С. 74 – 88.

13. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems. 2nd Edition. O'Reilly Media, Inc., 2019. - 856 p.

14. Beyer W., Liebscher M., Beer M., Graft W. Neural Network Based Response Surface. Methods – a Comparative Study. LS-DYNA Anwenderforum: Ulm, 2006. - P. 29-37.

15. Бринк Х., Ричардс Дж., Феверолф М. Машинное обучение. Спб.: Питер, 2017. - 336 с.

16. Радченко С.Г. Методология регрессионного анализа: монография. Київ: «Корнійчук», 2011. – 375 с.

17. Гальченко В.Я., Трембовецька Р.В., Тичков В.В. Застосування нейрокомп'ютинга на етапі побудови метамodelей в процесі оптимального сурогатного синтезу антен // Вісник НТУУ «КПІ». Серія Радіотехніка. Радіоапаратобудування. – 2018. – № 74. – С. 60-72.

18. Скобцов Ю.А., Федоров Е.Е. Метаэвристики: монография. Донецк: Ноулидж, 2013. - 426 с.

19. Гальченко В.Я., Якимов А.Н. Популяционные метаэвристические алгоритмы оптимизации роem частиц: Учебное пособие. Черкассы: ФЛП Третьяков А.Н., 2015. - 160 с.

20. Wong X. Hybrid nature-inspired computation method for optimization. Doctoral Dissertation. – Helsinki University of Technology, 2009. – 161 p.

21. Гальченко В.Я., Якимов А.Н., Остапущенко Д.Л. Поиск глобального оптимума функций с использованием гибрида мультиагентной роemой оптимизации с эволюционным формированием состава популяции // Информационные технологии. – 2010. - № 10. – С. 9-16.

22. Surrogate synthesis of frame eddy current probes with uniform sensitivity in the testing zone / Halchenko V. Ya., Trembovetska R.V., Tychkov V.V. // Metrology and measurement system. – 2021. – Vol. 28. - № 3. – P. 551-562.

23. Surrogate synthesis of excitation systems for frame tangential eddy current probes / Halchenko V. Ya., Trembovetska R. V., Tychkov V. V. // Archives of electrical engineering. – 2021. - Vol. 70. – № 4. – P. 743-754.

## ГЛАВА 6. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИНТЕЗОВАНИХ СИСТЕМ ЗБУДЖЕННЯ НАКЛАДНИХ ВИХРОСТРУМОВИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ

### 6.1. Варіанти практичної реалізації синтезованих систем збудження накладних вихрострумів перетворювачів та оцінка точності відтворення синтезованого розподілу густини вихрових струмів в об'єкті контролю

Проілюструємо викладене вище прикладами реального виготовлення СЗ кругового перетворювача з об'ємною структурою  $M=4$  ( $I_{w1} = -0.901$ ,  $I_{w2} = 1.457$ ,  $I_{w3} = -11.01$ ,  $I_{w4} = 12.31$ ), технічні параметри якої отримано внаслідок комп'ютерного моделювання за запропонованим методом синтезу апіорі заданого розподілу ГВС в ОК (рис.6.1).

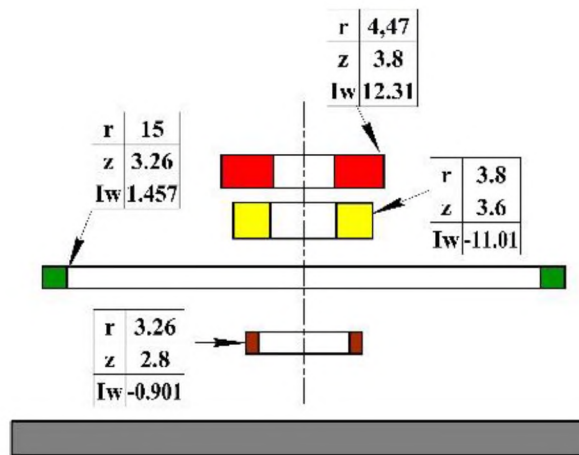
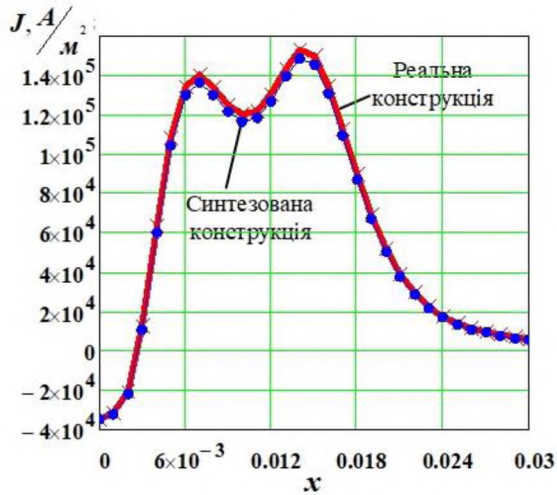


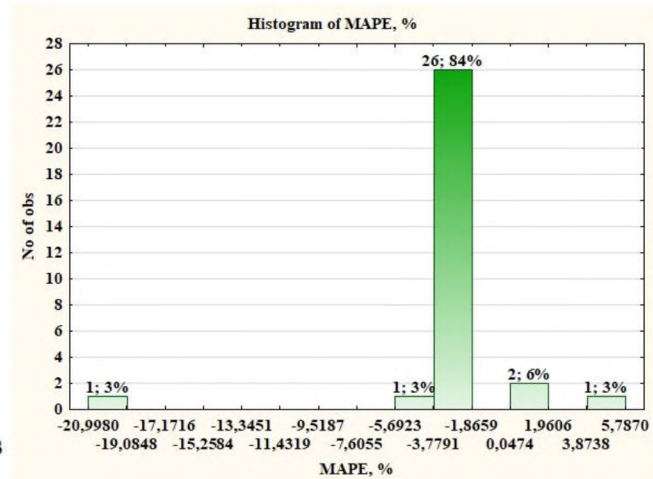
Рисунок 6.1 - Система збудження кругового перетворювача з об'ємною структурою із  $M=4$ , технічні параметри якої отримано внаслідок комп'ютерного моделювання (розділ 3.3.2)

Якщо розміщення у просторі секційних котушок СЗ з визначеними їх геометричними параметрами не викликає труднощів у конструюванні, забезпечення зустрічного або узгодженого “за полем” характеру їх включення достатньо просто виконується зміною напрямку секційної намотки (знак “мінус” означає протилежний напрямок), то питання виконання умов щодо реалізації магніторушійних сил в секційних котушках не є тривіальним. Найпростішим варіантом практичної реалізації НВСП з об'ємною структурою СЗ є збудження її від одного джерела. Враховуючи дійсні значення МРС, отримані в результаті обчислень, доводиться округлити кількість витків в секціях до цілих значень (наприклад,

$I = 0.5 \text{ A}$ ,  $w_1 = -2$ ,  $w_2 = 3$ ,  $w_3 = -22$ ,  $w_4 = 25$ ). Такі дії призводять до певного спотворення первинно отриманого розподілу ГВС в ОК, що потребує додаткового перевірного розрахунку, результати якого наведено на рис.6.2. Середня відносна похибка відтворення розподілу складає 3.65 %.



а



б

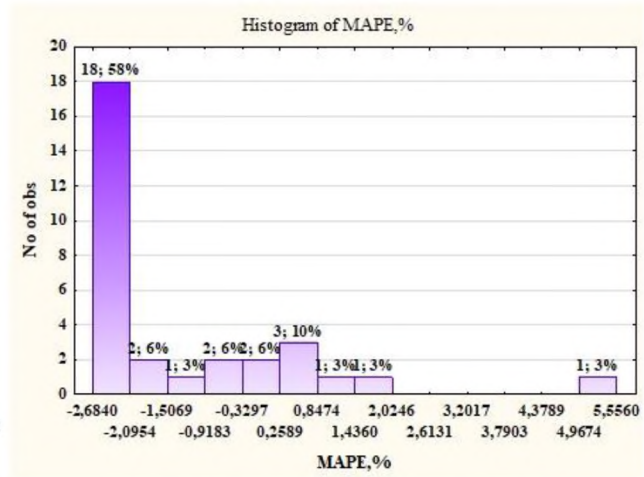
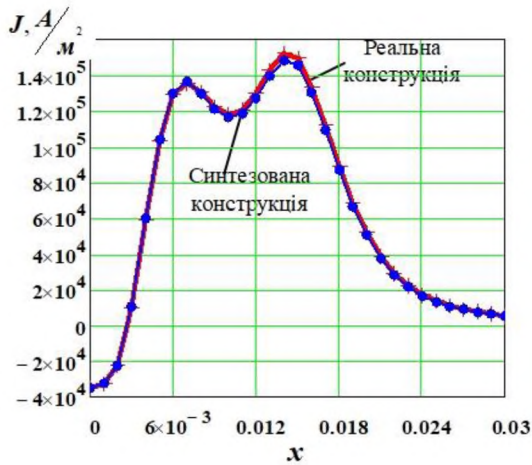
Рисунок 6.2 - Похибка практичної реалізації СЗ:

а – розподіли ГВС синтезованої та реальної конструкції;

б – гістограма відносної похибки відтворення розподілу ГВС

Наступним способом практичної реалізації СЗ є варіант, ідея якого полягає в наступному. Джерело збудження СЗ характеризується струмом, який на порядок менший за розрахунковий. Отже, тоді кількість витків в секційних котушках, що з'єднані послідовно, збільшується відповідно на порядок та округляється до цілих значень ( $I = 0.05 \text{ A}$ ,  $w_1 = -18$ ,  $w_2 = 29$ ,  $w_3 = -220$ ,  $w_4 = 246$ ). Результати чисельних експериментів ілюструються графіками на рис.6.3. Середня відносна похибка відтворення розподілу складає 2 %.

Досконалішим слід вважати спосіб практичної реалізації СЗ НВСП, коли її збудження здійснюється від двох джерел, струм в яких відрізняється на порядок. В цьому випадку намотка секційних котушок виконується двома дротами, одним з яких реалізуються обмотки, що містять цілу частину дійсних чисел кількості витків, а другим – обмотки, що є десятковими частинами тих самих дійсних чисел ( $I_1 = 0.5 \text{ A}$ ,  $w_1 = -1$ ,  $w_2 = 2$ ,  $w_3 = -22$ ,  $w_4 = 24$ ;  $I_2 = 0.05 \text{ A}$ ,  $w_1 = -8$ ,  $w_2 = 9$ ,  $w_3 = 0$ ,  $w_4 = 6$ ). Результати чисельного моделювання представлено на рис.6.4. Середня відносна похибка відтворення розподілу складає 0.89 %.



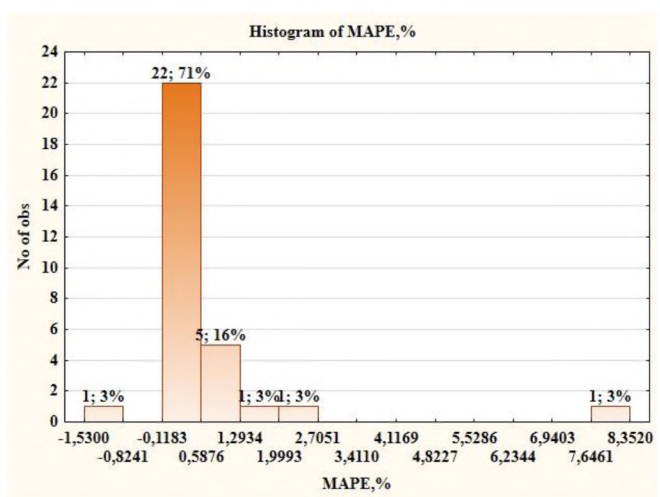
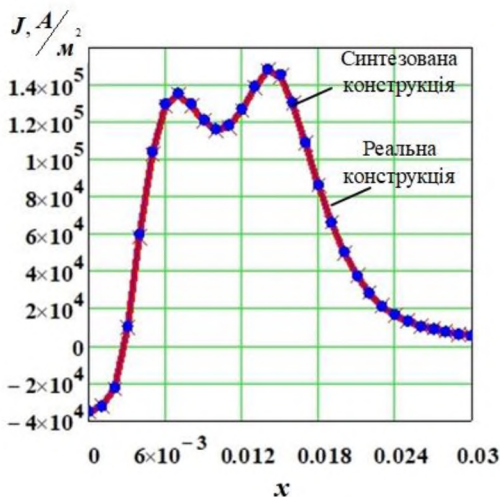
а

б

Рисунок 6.3 - Похибка практичної реалізації СЗ:  
 а – розподіли ГВС синтезованої та реальної конструкції;  
 б – гістограма відносної похибки відтворення розподілу ГВС

Слід зазначити, що ускладнення електронної схеми при практичному виконанні систем збудження та оброблення сигналу НВСП, досить легко уникнути використанням одного двоканального джерела збудження.

За необхідності кількість джерел збудження СЗ можна збільшувати, але накопичений досвід свідчить щодо достатності попередніх заходів для забезпечення відтворюваності синтезованого розподілу ГВС.



а

б

Рисунок 6.4 - Похибка практичної реалізації СЗ:  
 а – розподіли ГВС синтезованої та реальної конструкції;  
 б – гістограма відносної похибки відтворення розподілу ГВС

## ЗАКЛЮЧЕННЯ

У монографії послідовно, етап за етапом, представлено вирішення актуальної науково-прикладної проблеми створення теорії сурогатного оптимального параметричного синтезу всього класу рухомих накладних вихрострумових перетворювачів з однорідною чутливістю до дефектів порушень суцільності матеріалів й виробів щодо забезпечення необхідних умов їх ідентифікації комп'ютеризованими системами неруйнівного контролю.

Запропонована єдина методологія дозволяє реалізувати сурогатний оптимальний синтез будь-яких накладних рухомих вихрострумових перетворювачів із однорідною чутливістю в зоні контролю, навіть з концентраторами поля, екранами та іншими складовими системи збудження.

Перспективними для подальшого дослідження є кругові рухомі вихрострумові перетворювачі із об'ємною структурою системи збудження з додатковим зміщенням котушок в площині ХОУ, тобто необхідним є створення багатовимірних метамоделей, які зводяться до апроксимаційних задач  $\hat{J}=f(x, y, r_0, z_0, \Delta x, \Delta y)$  з наступним виконанням процедури оптимізації.

Для рамкових рухомих вихрострумових перетворювачів перспективним є дослідження об'ємної структури системи збудження, коли варіюється розташування секцій по висоті відносно об'єкту контролю, тобто апроксимаційні функції при створенні метамоделей залежать від п'яти параметрів  $\hat{J}=f(x, y, a, b, z_0)$ . Додатково може бути розглянуто також зміщення секцій збудження перетворювачів в площині ХОУ, тобто  $\hat{J}=f(x, y, a, b, z_0, \Delta x, \Delta y)$ , що надає сприятливіші умови для реалізації однорідного розподілу ГВС в зоні контролю.

Для рамкових рухомих тангенціальних накладних вихрострумових перетворювачів із однорідною чутливістю та з об'ємною структурою системи збудження є доцільним дослідити варіант її створення, коли секції розташовуються не тільки вздовж осі ОХ, але й зміщуються по висоті над об'єктом контролю.

Запропонована єдина методологія сурогатного оптимального синтезу надає розробникам нові можливості та перспективи щодо проєктування вдосконалених вихрострумових перетворювачів з однорідною чутливістю для комп'ютеризованих систем неруйнівного контролю.



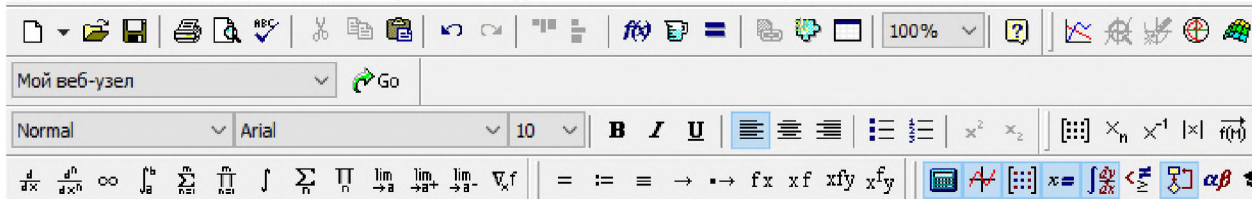
## **ДОДАТКИ**

## ДОДАТОК А

### Програма створення багатовимірних комп'ютерних однорідних планів експериментів на основі $R_d$ -послідовностей

Mathcad - [Multidem\_exp\_design\_Rd]

Файл Правка Вид Вставка Формат Инструменты Символьные операции Окно Справка



#### Програма створення багатовимірного комп'ютерного плану експерименту на основі $R$ -послідовностей

Область 1. Розрахунок коренів рівняння (розв'язок яких використовується в якості коефіцієнтів для створення ПЕ

$$x^{d+1} = x + 1$$

1. Розрахунок коренів рівняння для двовимірного факторного простору  $x^2 = x + 1$

$$\begin{pmatrix} \frac{\sqrt{5}}{2} + \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} - \frac{\sqrt{5}}{2} \end{pmatrix} \quad \frac{\sqrt{5}}{2} + \frac{1}{2} = 1.618033988749895$$

2. Розрахунок коренів рівняння для тривимірного факторного простору  $x^3 = x + 1$

$$\left[ \begin{array}{l} \frac{\left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{25}{54}\right)^{\frac{1}{3}} + \frac{1}{3}}{\left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{1}{2}\right)^{\frac{1}{3}}} \\ 3 \cdot \left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{25}{54}\right)^{\frac{1}{3}} + 1 - 3i\sqrt{3} \cdot \left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{25}{54}\right)^{\frac{1}{3}} + \sqrt{3} \cdot i \\ 6 \cdot \left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{1}{2}\right)^{\frac{1}{3}} \\ 3 \cdot \left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{25}{54}\right)^{\frac{1}{3}} + 1 - \sqrt{3} \cdot i + 3i\sqrt{3} \cdot \left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{25}{54}\right)^{\frac{1}{3}} \\ 6 \cdot \left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{1}{2}\right)^{\frac{1}{3}} \end{array} \right] \quad \frac{\left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{25}{54}\right)^{\frac{1}{3}} + \frac{1}{3}}{\left(\frac{\sqrt{69}}{18} + \frac{1}{2}\right)^{\frac{1}{3}}} = 1.324717957244746$$

## Продовження додатку А

Mathcad - [Multidem\_exp\_design\_Rd]

Файл Правка Вид Вставка Формат Інструменти Символьні операції Окно Справка

Мой веб-узел  Go

Normal Arial 10 **B I U**  $x^2 x_2$   $\sum$   $\times_n$   $\times^{-1}$   $\int$   $\int \vec{r}$   $\nabla$   $f$

$\frac{d}{dx}$   $\frac{d^2}{dx^2}$   $\infty$   $\int_a^b$   $\sum$   $\prod$   $\int$   $\sum_n$   $\prod_n$   $\lim_{x \rightarrow a}$   $\lim_{x \rightarrow a^+}$   $\lim_{x \rightarrow a^-}$   $\nabla_x f$   $=$   $:=$   $\equiv$   $\rightarrow$   $\leftrightarrow$   $f(x)$   $x^f$   $x^f y$   $x^f y^f$   $\int$   $\frac{d}{dx}$   $\frac{d^2}{dx^2}$   $x=$   $\int$   $\frac{d}{dx}$   $\frac{d^2}{dx^2}$   $\alpha\beta$

4. Розрахунок коренів рівняння для чотиривимірного факторного простору

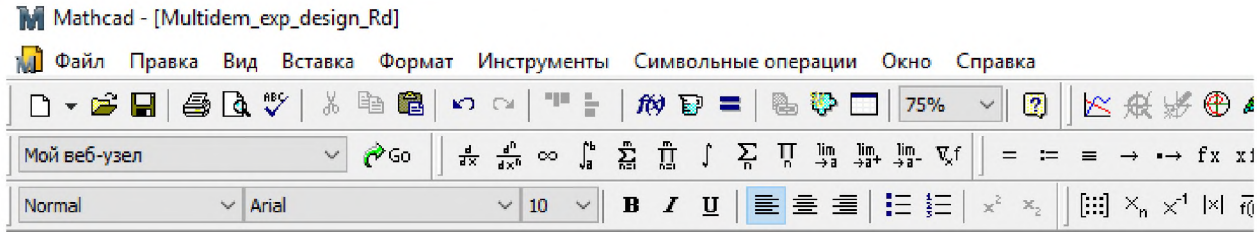
$$x^4 = x + 1$$

$$\left[ \begin{array}{l} \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{3}{4}} + \sqrt{9 \cdot \sqrt{2 \cdot \sqrt{849} + 18} - 9 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} + 12 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \\ 6 \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{1}{4}} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{6}} \\ \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{3}{4}} - \sqrt{9 \cdot \sqrt{2 \cdot \sqrt{849} + 18} - 9 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{1}{18} \cdot \sqrt{849} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{1}{18} \cdot \sqrt{849} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} + 12} \cdot \sqrt{9 \left( \frac{1}{18} \cdot \sqrt{849} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \\ 6 \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{1}{4}} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{6}} \\ \sqrt{12 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} - 9 \cdot \sqrt{2 \cdot \sqrt{849} + 18} - 9 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{3} \cdot \sqrt{283}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \\ 6 \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{1}{4}} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{6}} \left( \frac{\sqrt{3} \cdot \sqrt{283}}{18} + \frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{6}} \\ \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{3}{4}} + \sqrt{12 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} - 9 \cdot \sqrt{2 \cdot \sqrt{849} + 18} - 9 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \\ 6 \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{1}{4}} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{6}} \end{array} \right]$$

$$\left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{3}{4}} + \sqrt{9 \cdot \sqrt{2 \cdot \sqrt{849} + 18} - 9 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} + 12 \cdot \sqrt{9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12} = 1.2207441$$

$$6 \left[ 9 \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{155}{54} \right)^{\frac{1}{3}} - 12 \right]^{\frac{1}{4}} \left( \frac{\sqrt{849}}{18} + \frac{1}{2} \right)^{\frac{1}{6}}$$

# Продовження додатку А



5. Розрахунок коренів рівняння для п'ятивимірного факторного простору

$$\left( \begin{array}{c} 1.1673039782614186843 \\ 0.1812324444698753839 + 1.0839541013177106684i \\ 0.1812324444698753839 - 1.0839541013177106684i \\ -0.76488443360058472603 + 0.35247154603172624932i \\ -0.76488443360058472603 - 0.35247154603172624932i \end{array} \right)$$

$$x^5 = x + 1$$

6. Розрахунок коренів рівняння для шестивимірного факторного простору

$$\left( \begin{array}{c} 1.1347241384015194926 \\ -0.77808959867860109788 \\ 0.45105515860885564353 + 1.0023645715871650194i \\ -0.62937242847031484089 - 0.73575595299977645861i \\ -0.62937242847031484089 + 0.73575595299977645861i \\ 0.45105515860885564353 - 1.0023645715871650194i \end{array} \right)$$

$$x^6 = x + 1$$

Область 1. Розрахунок коренів рівняння (розрахунок яких використовується в якості коефіцієнтів для створення ПЕ)

Область 2. Генерування точок ПЕ для двовимірного факторного простору

$$d := 2 \quad g2 := 1.32471795724474602596$$

$$N := 128 \quad i := 1..N$$

$$a1 := \frac{1}{g2} \quad a2 := \frac{1}{g2 \cdot g2}$$

$$x_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a1, 1) \quad y_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a2, 1)$$

$x_i =$

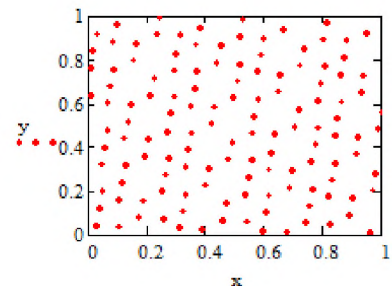
0.255
$9.755 \cdot 10^{-3}$
0.765
0.52
0.274
...

$y_i =$

0.07
0.64
0.21
0.779
0.349
...

$X := \text{augment}(x, y)$

	1	2
1	0.255	0.07
2	$9.755 \cdot 10^{-3}$	0.64
3	0.765	0.21
4	0.52	0.779
5	0.274	0.349
6	0.029	0.919
7	0.784	0.489
8	0.539	0.059
9	0.294	0.629
10	0.049	...



$$CD2 := \left( \frac{13}{12} \right)^d - \left[ \left( \frac{2}{N} \right) \sum_{k=1}^N \prod_{j=1}^d \left[ 1 + \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{k,j} - 0.5| - \left( \frac{1}{2} \right) \cdot (|X_{k,j} - 0.5|)^2 \right] \right] \dots$$

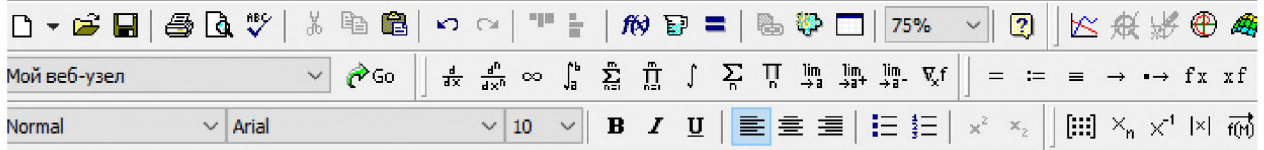
$$+ \frac{1}{N^2} \left[ \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ 1 + \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{k,i} - 0.5| + \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{j,i} - 0.5| - \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{k,i} - X_{j,i}| \right] \right]$$

$$CD2 = 5.261461 \times 10^{-4}$$

# Продовження додатку А

Mathcad - [Multidem\_exp\_design\_Rd]

Файл Правка Вид Вставка Формат Інструменти Символьні операції Окно Справка



Область 3. Генерування точок ПЕ для тривимірного факторного простору

$$d := 3 \quad g3 := 1.22074408460575947536$$

$$N := 128$$

$$i := 1..N$$

$$a1 := \frac{1}{g3} \quad a2 := \frac{1}{g3 \cdot g3} \quad a3 := \frac{1}{g3 \cdot g3 \cdot g3}$$

$$x_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a1, 1)$$

$$y_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a2, 1)$$

$$z_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a3, 1)$$

$$X := \text{augment}(x, y, z)$$

$$x_i =$$

0.319
0.138
0.958
0.777
0.596
0.415
0.234
0.053
0.873
0.692
0.511
0.33
...

$$y_i =$$

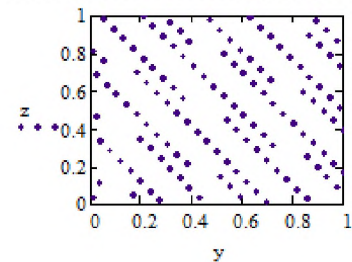
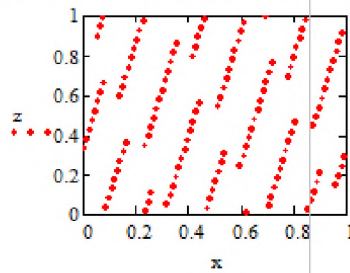
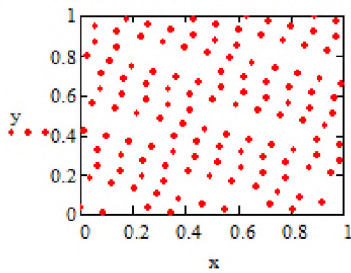
0.171
0.842
0.513
0.184
0.855
0.526
0.197
0.868
0.539
0.21
0.881
...

$$z_i =$$

0.05
0.599
0.149
0.699
0.249
0.798
0.348
0.898
0.447
0.997
0.547
0.096
...

X =

	1	2	3
1	0.319	0.171	0.05
2	0.138	0.842	0.599
3	0.958	0.513	0.149
4	0.777	0.184	0.699
5	0.596	0.855	0.249
6	0.415	0.526	0.798
7	0.234	0.197	0.348
8	0.053	0.868	0.898
9	0.873	0.539	0.447
10	0.692	0.21	0.997
11	0.511	0.881	0.547
12	0.33	0.553	...



$$CD3 = \left(\frac{13}{12}\right)^d - \left[\left(\frac{2}{N}\right) \sum_{k=1}^N \prod_{j=1}^d \left[1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,j} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot (|X_{k,j} - 0.5|)^2\right]\right] \dots$$

$$+ \frac{1}{N^2} \left[ \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - 0.5| + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{j,i} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - X_{j,i}|\right] \right]$$

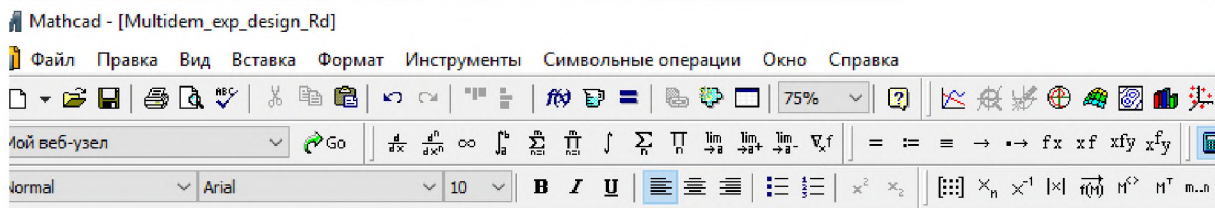
$$CD3 = 7.859 \times 10^{-4}$$

$$WD3 = \left(\frac{4}{3}\right)^d + \left(\frac{1}{N^2}\right) \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[\left(\frac{3}{2}\right) - |X_{k,i} - X_{j,i}| \cdot (1 - |X_{k,i} - X_{j,i}|)\right]$$

$$WD3 = 4.741793$$

Область 3. Генерування точок ПЕ для тривимірного факторного простору

# Продовження додатку А



Область 4. Генування точок ПЕ для чотиризмiрного факторного простору

$$d := 4 \quad g4 := 1.1673039782614186843$$

$$N := 128 \quad i := 1..N$$

$$a1 := \frac{1}{g4} \quad a2 := \frac{1}{g4 \cdot g4} \quad a3 := \frac{1}{g4 \cdot g4 \cdot g4} \quad a4 := \frac{1}{g4 \cdot g4 \cdot g4 \cdot g4}$$

$$x_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a1, 1) \quad y_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a2, 1) \quad z_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a3, 1) \quad v_i := \text{mod}(0.5 + i \cdot a4, 1)$$

$$X := \text{augment}(x, y, z, v)$$

$$x_i =$$

0.357
0.213
0.07
0.927
0.783
0.64
0.497
0.353
0.21
0.067
0.923
0.78
0.637
0.493
0.35
...

$$y_i =$$

0.234
0.968
0.702
0.436
0.169
0.903
0.637
0.371
0.105
0.839
0.573
0.307
0.041
0.774
...

$$z_i =$$

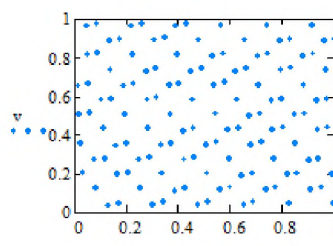
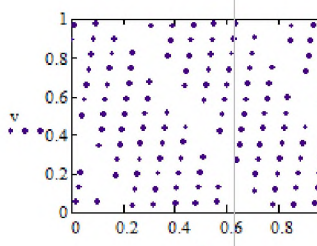
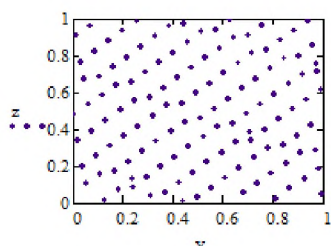
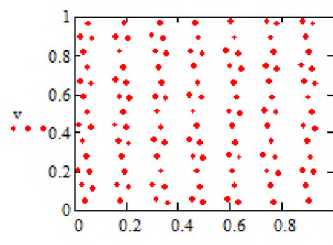
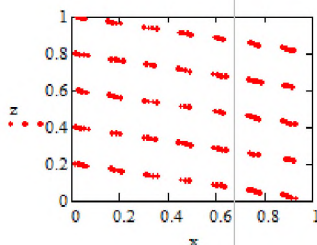
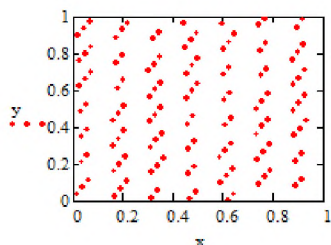
0.129
0.757
0.386
0.015
0.644
0.193
0.732
0.901
0.53
0.158
0.787
0.416
0.044
0.673
0.302
...

$$v_i =$$

0.029
0.577
0.116
0.654
0.193
0.732
0.27
0.809
0.347
0.886
0.425
0.963
0.502
0.04
...

$$X =$$

	1	2	3	4
1	0.357	0.234	0.129	0.039
2	0.213	0.968	0.757	0.577
3	0.07	0.702	0.386	0.116
4	0.927	0.436	0.015	0.654
5	0.783	0.169	0.644	0.193
6	0.64	0.903	0.272	0.732
7	0.497	0.637	0.901	0.27
8	0.353	0.371	0.53	0.809
9	0.21	0.105	0.158	0.347
10	0.067	0.839	0.787	0.886
11	0.923	0.573	0.416	0.425
12	0.78	0.307	0.044	0.963
13	0.637	0.041	0.673	0.502
14	0.493	0.774	0.302	0.04
15	0.35	0.508	0.931	0.579
16	0.207	0.242	0.559	...



$$WD4 := \left(\frac{4}{3}\right)^d + \left(\frac{1}{N^2}\right) \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ \left(\frac{3}{2}\right) - |X_{k,i} - X_{j,i}| \cdot (1 - |X_{k,i} - X_{j,i}|) \right]$$

$$WD4 = 6.326442$$

$$CD4 := \left(\frac{13}{12}\right)^d - \left[ \left(\frac{2}{N}\right) \cdot \sum_{k=1}^N \prod_{j=1}^d \left[ 1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,j} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot (|X_{k,j} - 0.5|)^2 \right] \right] \dots$$

$$+ \frac{1}{N^2} \left[ \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ 1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - 0.5| + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{j,i} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - X_{j,i}| \right] \right]$$

$$CD4 = 3.613886 \times 10^{-3}$$



## Продовження додатку А

$$\begin{aligned}
 \text{CD5} := & \left(\frac{13}{12}\right)^d - \left[ \left(\frac{2}{N}\right) \cdot \sum_{k=1}^N \prod_{j=1}^d \left[ 1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,j} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot (|X_{k,j} - 0.5|)^2 \right] \right] \dots \\
 & + \frac{1}{N^2} \cdot \left[ \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ 1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - 0.5| + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{j,i} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - X_{j,i}| \right] \right]
 \end{aligned}$$

$$\text{CD5} = 1.95951 \times 10^{-3}$$

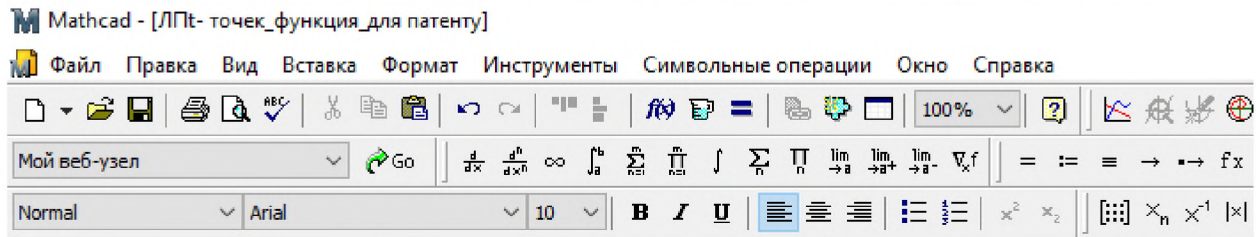
$$\text{WD5} := \left(\frac{4}{3}\right)^d + \left(\frac{1}{N^2}\right) \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ \left(\frac{3}{2}\right) - |X_{k,i} - X_{j,i}| \cdot (1 - |X_{k,i} - X_{j,i}|) \right]$$

$$\text{WD5} = 8.431419$$



## ДОДАТОК Б

### Програма створення багатовимірних комп'ютерних однорідних планів експериментів на основі ЛП<sub>т</sub>-послідовностей Соболя



### Програма створення багатовимірного однорідного комп'ютерного плану експерименту на основі ЛП<sub>т</sub> - послідовностей Соболя

Область 1 "Програмний блок"

#### 1. Задання матриці напрямних чисел

кількість рядків  $n$  - визначає розмірність простору, а кількість стовпчиків задає максимальну можливу кількість  $N$  точок плану експерименту

$$\text{NP} := \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 5 & 15 & 17 & 51 & 85 & 255 & 257 & 771 & 1285 & 3855 \\ 1 & 1 & 7 & 11 & 13 & 61 & 67 & 79 & 465 & 721 & 823 & 4091 \\ 1 & 3 & 7 & 5 & 7 & 43 & 49 & 147 & 439 & 1013 & 727 & 987 \\ 1 & 1 & 5 & 3 & 15 & 51 & 125 & 141 & 177 & 759 & 267 & 1839 \\ 1 & 3 & 1 & 1 & 9 & 59 & 25 & 89 & 321 & 835 & 833 & 4033 \\ 1 & 1 & 3 & 7 & 31 & 47 & 109 & 173 & 181 & 949 & 471 & 2515 \\ 1 & 3 & 3 & 9 & 9 & 57 & 43 & 43 & 225 & 113 & 1601 & 579 \\ 1 & 1 & 7 & 13 & 3 & 35 & 89 & 9 & 235 & 929 & 1341 & 3863 \\ 1 & 3 & 5 & 11 & 27 & 53 & 69 & 25 & 103 & 615 & 913 & 977 \\ 1 & 1 & 5 & 1 & 15 & 19 & 113 & 115 & 411 & 157 & 1725 & 3463 \\ 1 & 3 & 7 & 3 & 29 & 51 & 47 & 97 & 233 & 39 & 2021 & 2909 \\ 1 & 1 & 7 & 7 & 21 & 61 & 55 & 19 & 59 & 761 & 1905 & 3379 \\ 1 & 3 & 1 & 9 & 23 & 37 & 97 & 97 & 353 & 169 & 375 & 1349 \\ 1 & 1 & 3 & 5 & 19 & 33 & 3 & 197 & 329 & 983 & 893 & 3739 \\ 1 & 3 & 3 & 13 & 11 & 7 & 37 & 101 & 463 & 657 & 1599 & 347 \\ 1 & 1 & 7 & 13 & 25 & 5 & 83 & 255 & 385 & 647 & 415 & 387 \\ 1 & 3 & 5 & 11 & 7 & 11 & 103 & 29 & 111 & 581 & 605 & 2381 \\ 1 & 1 & 1 & 3 & 13 & 39 & 27 & 203 & 475 & 505 & 819 & 2821 \\ 1 & 3 & 1 & 15 & 17 & 63 & 13 & 65 & 451 & 833 & 975 & 1873 \end{pmatrix} +$$

## Продовження додатку Б

### 2. Допоміжні функції

$$d(f) := f - \text{floor}(f) \quad m(i) := 1 + \text{floor}\left(\frac{\ln(i)}{\ln(2)}\right)$$

$$q(i,j) := \sum_{k=1}^{m(i)} \left[ 2^{-k+1} \cdot d \left[ 0.5 \cdot \sum_{s=k}^{m(i)} \left( \text{floor}\left(2 \cdot d\left(i \cdot 2^{-s}\right)\right) \cdot \text{floor}\left(2 \cdot d\left(NP_{j,s} \cdot 2^{k-1-s}\right)\right) \right) \right] \right]$$

### 3. Програма генератора точок P\_Mesh(n,N), яка дозволяє сформувати сітку із N точок в n-вимірному кубі простору пошуку

```
P_Mesh(n,N) :=
  EN ← if(ORIGIN = 0,N - 1,N)
  En ← if(ORIGIN = 0,n - 1,n)
  for i ∈ ORIGIN.. EN
    for j ∈ ORIGIN.. En
      mas_pointi,j ← q(i,j)
  mas_point
```

Область 1 "Програмний блок"

+

Область 2 "Результат роботи програми"

N\_ := 1024      n\_ := 20

q := P\_Mesh(n\_,N\_)

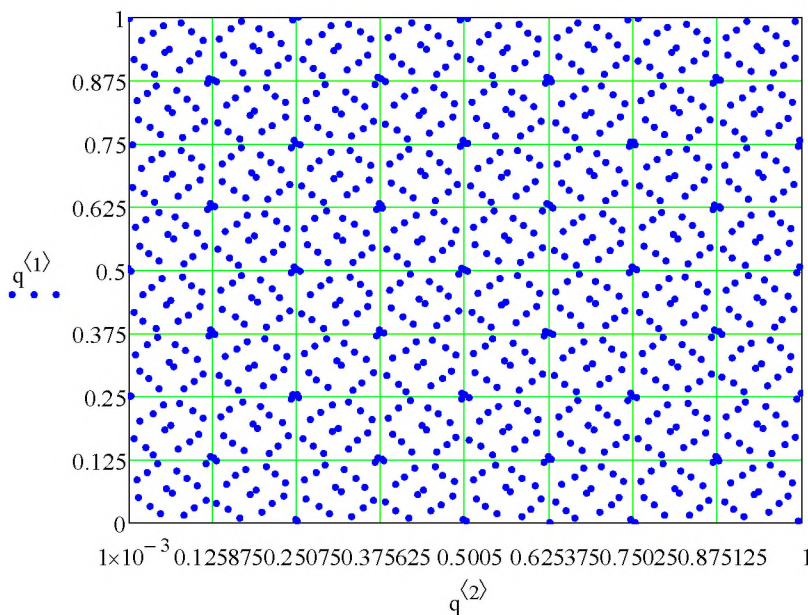
q =

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
2	0.25	0.75	0.25	0.75	0.25	0.75	0.25	0.75	0.25	0.75
3	0.75	0.25	0.75	0.25	0.75	0.25	0.75	0.25	0.75	0.25
4	0.125	0.625	0.875	0.875	0.625	0.125	0.375	0.375	0.875	0.625
5	0.625	0.125	0.375	0.375	0.125	0.625	0.875	0.875	0.375	0.125
6	0.375	0.375	0.625	0.125	0.875	0.875	0.125	0.625	0.625	0.375
7	0.875	0.875	0.125	0.625	0.375	0.375	0.625	0.125	0.125	0.875
8	0.0625	0.9375	0.6875	0.3125	0.1875	0.0625	0.4375	0.5625	0.8125	0.6875
9	0.5625	0.4375	0.1875	0.8125	0.6875	0.5625	0.9375	0.0625	0.3125	0.1875
10	0.3125	0.1875	0.9375	0.5625	0.4375	0.8125	0.1875	0.3125	0.5625	0.4375
11	0.8125	0.6875	0.4375	0.0625	0.9375	0.3125	0.6875	0.8125	0.0625	0.9375
12	0.1875	0.3125	0.3125	0.6875	0.5625	0.1875	0.0625	0.9375	0.1875	0.0625
13	0.6875	0.8125	0.8125	0.1875	0.0625	0.6875	0.5625	0.4375	0.6875	0.5625
14	0.4375	0.5625	0.0625	0.4375	0.8125	0.9375	0.3125	0.1875	0.4375	0.8125
15	0.9375	0.0625	0.5625	0.9375	0.3125	0.4375	0.8125	0.6875	0.9375	0.3125
16	0.03125	0.53125	0.40625	0.21875	0.46875	0.28125	0.96875	0.28125	0.09375	0.84375
17	0.53125	0.03125	0.90625	0.71875	0.96875	0.78125	0.46875	0.78125	0.59375	0.34375
18	0.28125	0.28125	0.15625	0.96875	0.21875	0.53125	0.71875	0.53125	0.34375	0.09375
19	0.78125	0.78125	0.65625	0.46875	0.71875	0.03125	0.21875	0.03125	0.84375	0.59375
20	0.15625	0.15625	0.53125	0.84375	0.84375	0.40625	0.59375	0.15625	0.96875	0.46875
21	0.65625	0.65625	0.03125	0.34375	0.34375	0.90625	0.09375	0.65625	0.46875	0.96875
22	0.40625	0.90625	0.78125	0.09375	0.59375	0.65625	0.84375	0.90625	0.71875	0.71875
23	0.90625	0.40625	0.28125	0.59375	0.09375	0.15625	0.34375	0.40625	0.21875	0.21875

## Продовження додатку Б

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
23	0.90625	0.40625	0.28125	0.59375	0.09375	0.15625	0.34375	0.40625	0.21875	0.21875
24	0.09375	0.46875	0.84375	0.40625	0.28125	0.34375	0.53125	0.84375	0.78125	0.40625
25	0.59375	0.96875	0.34375	0.90625	0.78125	0.84375	0.03125	0.34375	0.28125	0.90625
26	0.34375	0.71875	0.59375	0.65625	0.03125	0.59375	0.78125	0.09375	0.53125	0.65625
27	0.84375	0.21875	0.09375	0.15625	0.53125	0.09375	0.28125	0.59375	0.03125	0.15625
28	0.21875	0.84375	0.21875	0.53125	0.90625	0.46875	0.90625	0.71875	0.15625	0.78125
29	0.71875	0.34375	0.71875	0.03125	0.40625	0.96875	0.40625	0.21875	0.65625	0.28125
30	0.46875	0.09375	0.46875	0.28125	0.65625	0.71875	0.65625	0.46875	0.40625	0.03125
31	0.96875	0.59375	0.96875	0.78125	0.15625	0.21875	0.15625	0.96875	0.90625	0.53125
32	0.015625	0.796875	0.953125	0.671875	0.796875	0.921875	0.734375	0.890625	0.546875	0.828125
33	0.515625	0.296875	0.453125	0.171875	0.296875	0.421875	0.234375	0.390625	0.046875	0.328125
34	0.265625	0.046875	0.703125	0.421875	0.546875	0.171875	0.984375	0.140625	0.796875	0.078125
35	0.765625	0.546875	0.203125	0.921875	0.046875	0.671875	0.484375	0.640625	0.296875	0.578125
36	0.140625	0.421875	0.078125	0.296875	0.421875	0.796875	0.859375	0.515625	0.421875	0.453125
37	0.640625	0.921875	0.578125	0.796875	0.921875	0.296875	0.359375	0.015625	0.921875	0.953125
38	0.390625	0.671875	0.328125	0.546875	0.171875	0.046875	0.609375	0.265625	0.171875	0.703125
39	0.890625	0.171875	0.828125	0.046875	0.671875	0.546875	0.109375	0.765625	0.671875	0.203125
40	0.078125	0.234375	0.265625	0.984375	0.984375	0.984375	0.796875	0.453125	0.359375	0.390625
41	0.578125	0.734375	0.765625	0.484375	0.484375	0.484375	0.296875	0.953125	0.859375	0.890625
42	0.328125	0.984375	0.015625	0.234375	0.734375	0.234375	0.546875	0.703125	0.109375	0.640625
43	0.828125	0.484375	0.515625	0.734375	0.234375	0.734375	0.046875	0.203125	0.609375	0.140625
44	0.203125	0.609375	0.640625	0.109375	0.359375	0.859375	0.671875	0.078125	0.734375	0.765625
45	0.703125	0.109375	0.140625	0.609375	0.859375	0.359375	0.171875	0.578125	0.234375	0.265625
46	0.453125	0.359375	0.890625	0.859375	0.109375	0.109375	0.921875	0.828125	0.984375	0.015625
47	0.953125	0.859375	0.390625	0.359375	0.609375	0.609375	0.421875	0.328125	0.484375	0.515625
48	0.046875	0.265625	0.609375	0.578125	0.703125	0.640625	0.265625	0.671875	0.578125	0.046875
49	0.546875	0.765625	0.109375	0.078125	0.203125	0.140625	0.765625	0.171875	0.078125	...

$$N := \text{rows}(q) = 1.024 \times 10^3$$



## Продовження додатку Б

Область 3 "Оцінка якості створених планів експерименту"

### Приклад 1

$$d := 2 \quad N := \text{rows}(q) = 1.024 \times 10^3 \quad i := 1..N \quad j := 1..N$$

$$X := \text{augment}(x, y)$$

$$x_i := q_{i,6} \quad y_j := q_{j,10}$$

$$X =$$

	1	2
1	0.5	0.5
2	0.75	0.75
3	0.25	0.25
4	0.125	0.625
5	0.625	0.125
6	0.875	0.375
7	0.375	0.875
8	0.0625	0.6875
9	0.5625	0.1875
10	0.8125	0.4375
11	0.3125	0.9375
12	0.1875	0.0625
13	0.6875	...

$$CD2 := \left( \frac{13}{12} \right)^d - \left[ \left( \frac{2}{N} \right) \cdot \sum_{k=1}^N \prod_{j=1}^d \left[ 1 + \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{k,j} - 0.5| - \left( \frac{1}{2} \right) \cdot (|X_{k,j} - 0.5|)^2 \right] \right] \dots$$

$$+ \frac{1}{N^2} \cdot \left[ \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ 1 + \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{k,i} - 0.5| + \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{j,i} - 0.5| - \left( \frac{1}{2} \right) \cdot |X_{k,i} - X_{j,i}| \right] \right]$$

$$CD2 = 8.604395 \times 10^{-6}$$

$$WD2 := \left( \frac{4}{3} \right)^d + \left( \frac{1}{N^2} \right) \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ \left( \frac{3}{2} \right) - |X_{k,i} - X_{j,i}| \cdot (1 - |X_{k,i} - X_{j,i}|) \right]$$

$$WD2 = 3.555588$$

### Приклад 2

$$d := 5 \quad N := \text{rows}(q) = 1.024 \times 10^3$$

$$i := 1..N \quad j := 1..N \quad s := 1..N \quad m := 1..N \quad b := 1..N$$

$$x_i := q_{i,2} \quad y_j := q_{j,6} \quad z_s := q_{s,20} \quad w_b := q_{b,16} \quad v_m := q_{m,10}$$

$$X := \text{augment}(x, y, z, v, w)$$

$$X =$$

	1	2	3	4	5
1	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
2	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75
3	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25
4	0.625	0.125	0.125	0.625	0.375
5	0.125	0.625	0.625	0.125	0.875
6	0.375	0.875	0.875	0.375	0.625
7	0.875	0.375	0.375	0.875	0.125
8	0.9375	0.0625	0.9375	0.6875	0.8125
9	0.4375	0.5625	0.4375	0.1875	0.3125
10	0.1875	0.8125	0.1875	0.4375	0.0625
11	0.6875	0.3125	0.6875	0.9375	0.5625
12	0.3125	0.1875	0.8125	0.0625	0.6875

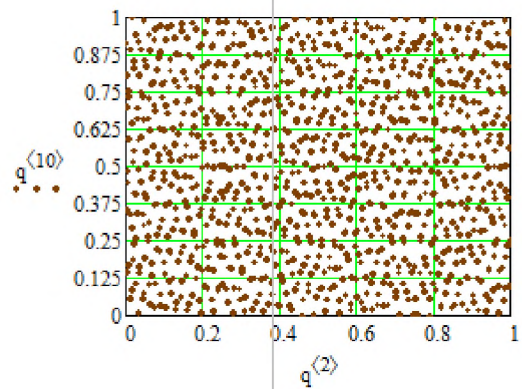
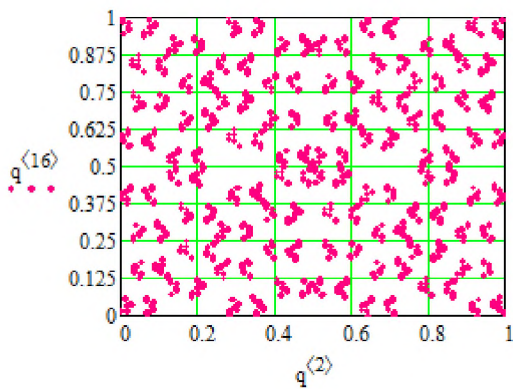
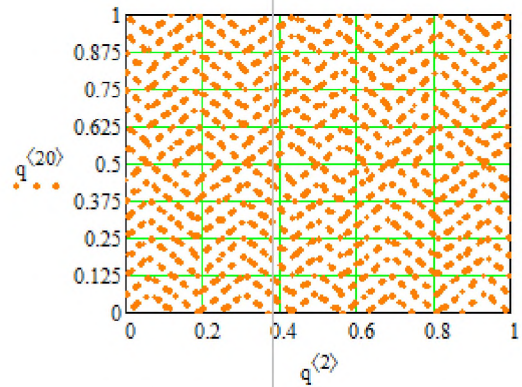
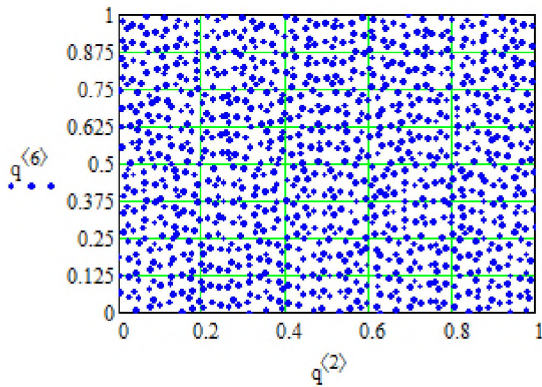
## Продовження додатку Б

$$CD5 := \left(\frac{13}{12}\right)^d - \left[ \left(\frac{2}{N}\right) \cdot \sum_{k=1}^N \prod_{j=1}^d \left[ 1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,j} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot (|X_{k,j} - 0.5|)^2 \right] \dots \right. \\ \left. + \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ 1 + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - 0.5| + \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{j,i} - 0.5| - \left(\frac{1}{2}\right) \cdot |X_{k,i} - X_{j,i}| \right] \right]$$

$CD5 = 1.176837 \times 10^{-4}$

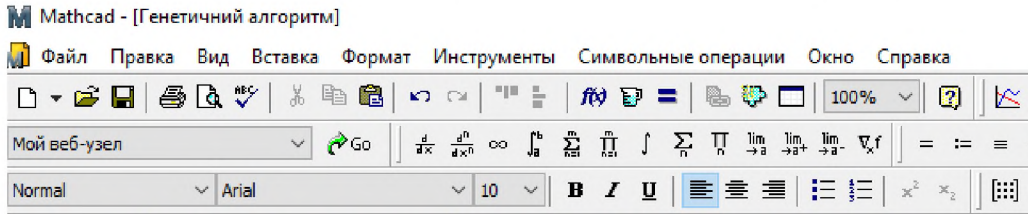
$$WD5 := \left(\frac{4}{3}\right)^d + \left(\frac{1}{N^2}\right) \cdot \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^N \prod_{i=1}^d \left[ \left(\frac{3}{2}\right) - |X_{k,i} - X_{j,i}| \cdot (1 - |X_{k,i} - X_{j,i}|) \right]$$

$WD5 = 8.428421$



## ДОДАТОК В

### Програма реалізації генетичного алгоритму оптимізації



#### ДІЙНО-КОДОВАНИЙ ГЕНЕТИЧНИЙ АЛГОРИТМ

##### ПАРАМЕТРИ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМА

- NV := 2                                   - кількість змінних цільової функції
- NP := 120                               - розмір популяції особин
- PC := 0.85                              - ймовірність виконання кросовера
- PM := 0.05                             - ймовірність мутації
- BM := 5                                 - параметр операції мутації
- GMAX := 300                           - максимальна кількість поколінь
- $\min L := \begin{pmatrix} -500 \\ -500 \end{pmatrix}$                                - нижні границі зміни аргументів функції
- $\max L := \begin{pmatrix} 500 \\ 500 \end{pmatrix}$                                - верхні границі зміни аргументів функції

$$\text{rval}(a, b) := \text{rnd}(1) \cdot (b - a) + a$$

$$D(g, y) := y \cdot \text{rnd}(1) \left( 1 - \frac{g}{\text{GMAX}} \right)^{\text{BM}} \quad - \text{зовнішні допоміжні функції}$$

$$\text{Check}(s, v) := \text{if}(v > \max L_s \vee v < \min L_s, \text{rval}(\min L_s, \max L_s), v)$$

##### ФУНКЦІЯ ТУРНІРНОГО ВІДБОРУ ОСОБИН

$$\text{Tournament}(M) := \begin{array}{l} \text{for } i \in 0..NP - 1 \\ \quad \left| \begin{array}{l} n \leftarrow \text{floor}(\text{rnd}(NP)) \\ m \leftarrow \text{floor}(\text{rnd}(NP)) \\ \text{for } j \in 0..NV \\ \quad \left| \begin{array}{l} H_{i,j} \leftarrow M_{n,j} \\ H_{i,j} \leftarrow M_{m,j} \text{ if } M_{m,NV} < M_{n,NV} \end{array} \right. \end{array} \right. \\ \quad \left| H \end{array}$$

##### ФУНКЦІЯ НЕОДНОРІДНОЇ МУТЦІЇ

$$\text{Mutate}(t, M) := \begin{array}{l} \text{for } i \in 0..NP - 1 \\ \quad \left| \begin{array}{l} \text{if } \text{rnd}(1) < \text{PM} \\ \quad \left| \begin{array}{l} s \leftarrow \text{floor}(\text{rnd}(NV)) \\ M_{i,s} \leftarrow M_{i,s} + D(t, \max L_s - M_{i,s}) \\ M_{i,s} \leftarrow M_{i,s} - D(t, M_{i,s} - \min L_s) \text{ if } \text{floor}(\text{rnd}(2)) = 1 \end{array} \right. \end{array} \right. \\ \quad \left| M \end{array}$$

## Продовження додатку В

### ФУНКЦІЯ ПОВНОГО ЛІНІЙНОГО КРОСОВЕРА

```

Crossover(M, F) :=
  i ← 0
  while i < NP - 1
    if rnd(1) < PC
      for j ∈ 0..NV - 1
        B0,j ← 0.5·Mi,j + 0.5·Mi+1,j
        B1,j ← Check(j, 1.5·Mi,j - 0.5·Mi+1,j)
        B2,j ← Check(j, -0.5·Mi,j + 1.5·Mi+1,j)
      for k ∈ 0..2
        Bk,NV ← F[(BT)(k)]
      Q ← csort(B, NV)
      for j ∈ 0..NV
        Mi,j ← Q0,j
        Mi+1,j ← Q1,j
      i ← i + 2
  M
  
```

### ФУНКЦІЯ ГЕНЕТИЧНОЇ ЕВОЛЮЦІЇ ОСОБИН

```

GeneticAlg(F) :=
  for i ∈ 0..NP - 1
    for j ∈ 0..NV - 1
      Mi,j ← rval(minLj, maxLj)
    Mi,NV ← F[(MT)(i)]
  for g ∈ 0..GMAX
    M ← Tournament(M)
    M ← Crossover(M, F)
    M ← Mutate(g, M)
    for i ∈ 0..NP - 1
      Mi,NV ← F[(MT)(i)]
  (csort(M, NV)T)(0)
  
```

Результат виконання функції GeneticAlg: вектор-стовпчик, кількість рядків якого є знайдені значення змінних глобального мінімуму цільової функції, а останній рядок - значення цільової функції в точці екстремума.

## ДОДАТОК Г

### Програма реалізації алгоритму оптимізації роєм частинок PSO із випадковою динамічною змінною топологією зв'язків

Mathcad - [PSO\_RND]

Файл Правка Вид Вставка Формат Інструменти Символьные операции Окно

Мой веб-узел Go  $\frac{d}{dx}$   $\frac{d^n}{dx^n}$   $\infty$   $\int_a^b$   $\sum_{k=1}^n$   $\prod_{k=1}^n$   $\int$   $\sum_n$   $\prod_n$   $\lim_{x \rightarrow a}$   $\lim_{x \rightarrow a^+}$   $\lim_{x \rightarrow a^-}$   $\nabla$

Normal Arial 10 **B I U**

**АЛГОРИТМ ОПТИМІЗАЦІЇ РОЄМ ЧАСТИНОК PSO - RND**

ORIGIN := 1

$w := \frac{1}{2 \cdot \ln(2)}$  - інерційний коефіцієнт

$c1 := 0.5 + \ln(2)$  - когнітивний коефіцієнт

$c2 := 0.5 + \ln(2)$  - соціальний коефіцієнт

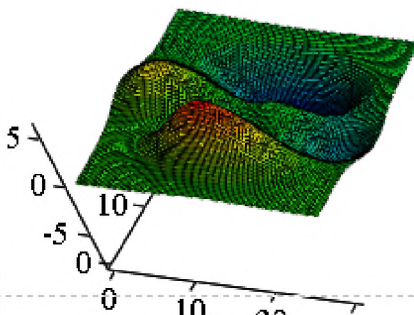
$Fitness(x) := \begin{cases} x_1 \leftarrow \left(\frac{x_1}{7.5}\right) - 2 \\ x_2 \leftarrow \left(\frac{x_2}{5}\right) - 3 \\ Part1 \leftarrow 3 \cdot (x_1 - 1) \cdot e^{-(x_1)^2 - (x_2 + 1)^2} \\ Part2 \leftarrow 10 \cdot [0.2 \cdot x_1 - (x_1)^3 - (x_2)^5] \cdot e^{-[(x_1)^2 + (x_2)^2]} \\ Part3 \leftarrow \frac{e^{-[(x_1 + 1)^2 + (x_2)^2]}}{3} \\ Part1 + Part2 + Part3 \end{cases}$

- багатсекстремальна цільова функція векторного аргументу

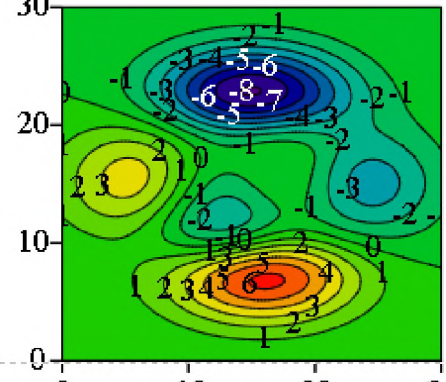
$f(x, y) := Fitness\left(\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}\right)$  - перетворення вигляду функції від векторного аргументу до незалежних аргументів

$f(1, 1) = 0.011252$  - перевірка коректного опису цільвої функції розрахунком в контрольній точці

$Z := CreateMesh(f, 0, 30, 0, 30, 100, 100)$



3D surface plot of the fitness function, showing a complex landscape with multiple local minima.



2D contour plot of the fitness function, showing multiple local minima.



## Продовження додатку Г

```

PSO_RND(s, K, xmin, xmax, Iter_MAX, Fitness) :=
    d ← длина(xmin)
    for i ∈ 1..s
        for j ∈ 1..d
            xi,j ← rnd(xminj - xmaxj) + xmaxj
            vi,j ←  $\frac{[(\text{rnd}(x_{\min_j} - x_{\max_j}) + x_{\max_j}) - x_{i,j}]}{2}$ 
            pi,j ← xi,j
        for i ∈ 1..s
            fit_funi ← Fitness[(xT)(i)]
            fpi ← fit_funi
        gbest ← 1
        for i ∈ 2..s
            gbest ← i if fpi < fpgbest
        kk ← 0
        improvement ← 0
        relink ← 1
        while 1
            previous ← fpgbest
            if relink = 1
                for i ∈ 1..s
                    for j ∈ 1..s
                        Li,j ← 1 if i = j
                        Li,j ← 0 otherwise
                for j ∈ 1..s
                    for k ∈ 1..K
                        i ← round(rnd(s - 1)) + 1
                        Li,j ← 1
            improvement ← 0
            for i ∈ 1..s
                lbest ← i
                fmin ← fpi
                for neighbor ∈ 1..s

```

A B B

## Продовження додатку Г

А
Б
В

```

if fpneighbor < fmin      if Li_neighbor = 1
    | fmin ← fpneighbor
    | lbest ← neighbor
for j ∈ 1..d
    | r1 ← rnd(1)
    | r2 ← rnd(1)
    | vi,j ← w·vi,j + c1·r1·(pi,j - xi,j)
    | vi,j ← vi,j + c2·r2·(plbest,j - xi,j) if i ≠ lbest
    | xi,j ← xi,j + vi,j
    | if xi,j < xminj
    |   | xi,j ← xminj
    |   | vi,j ← 0
    | if xi,j > xmaxj
    |   | xi,j ← xmaxj
    |   | vi,j ← 0
for i ∈ 1..s
    | fit_fun_i ← Fitness[(xT)(i)]
    | if fit_fun_i < fp_i
    |   | fp_i ← fit_fun_i
    |   | for j ∈ 1..d
    |     | pi,j ← xi,j
for i ∈ 1..s
gbest ← i if fp_i < fp_gbest
if fp_gbest < previous
    | improvement ← improvement + 1
    | relink ← 0
relink ← 1 otherwise
relink ← 1 if improvement = 5
kk ← kk + 1
return (pT)(gbest) if kk > Iter_MAX
    
```

## Продовження додатку Г

$S := 20$  - кількість частинок у рої,  $s = 10 - 30$   
 $M\_it := 10^3$  - максимальна кількість ітерацій  
 $xmin := \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$  - нижні границі зміни аргументів функції  
 $xmax := \begin{pmatrix} 30 \\ 30 \end{pmatrix}$  - верхні границі зміни аргументів функції  
 $VV := PSO\_RND(S, 3, xmin, xmax, M\_it, Fitness)$  - виклик функції оптимізації  
 $VV = \begin{pmatrix} 14.931912 \\ 22.906883 \end{pmatrix}$  - знайдені значення шуканих змінних  
 $Fitness(VV) = -8.106178$  - значення цільової функції в точці екстремума

### ПЕРЕВІРКА РІШЕННЯ ЗАДАЧІ

$x := 8$        $y := 18$  - початкові значення змінних, вибрані за графіком ліній рівня цільової функції в околі глобального оптимуму  
 $VV\_prov := Minimize(f, x, y)$   
 $VV\_prov = \begin{pmatrix} 14.931915 \\ 22.906886 \end{pmatrix}$  - знайдене рішення +  
 $Fitness(VV\_prov) = -8.106178$  - значення цільової функції в точці екстремуму

## ДОДАТОК Д

### Програма реалізації гібридного алгоритму оптимізації на основі генетичного алгоритму з локальним пошуком методом Нелдера-Міда

Mathcad - [Гібрид\_GA\_NMida]

Файл Правка Вид Вставка Формат Инструменты Символьные операции Окно Справа

Мой веб-узел Go  $\frac{d}{dx}$   $\frac{d^2}{dx^2}$   $\infty$   $\int_a^b$   $\sum_{n=1}^m$   $\prod_{n=1}^m$   $\int$   $\sum_n$   $\prod_n$   $\lim_{a \rightarrow b}$   $\lim_{a^+}$   $\lim_{a^-}$   $\nabla_x f$

#### ГІБРИД ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ З ЛОКАЛЬНИМ ПОШУКОМ МЕТОДОМ НЕЛДЕРА - МІДА

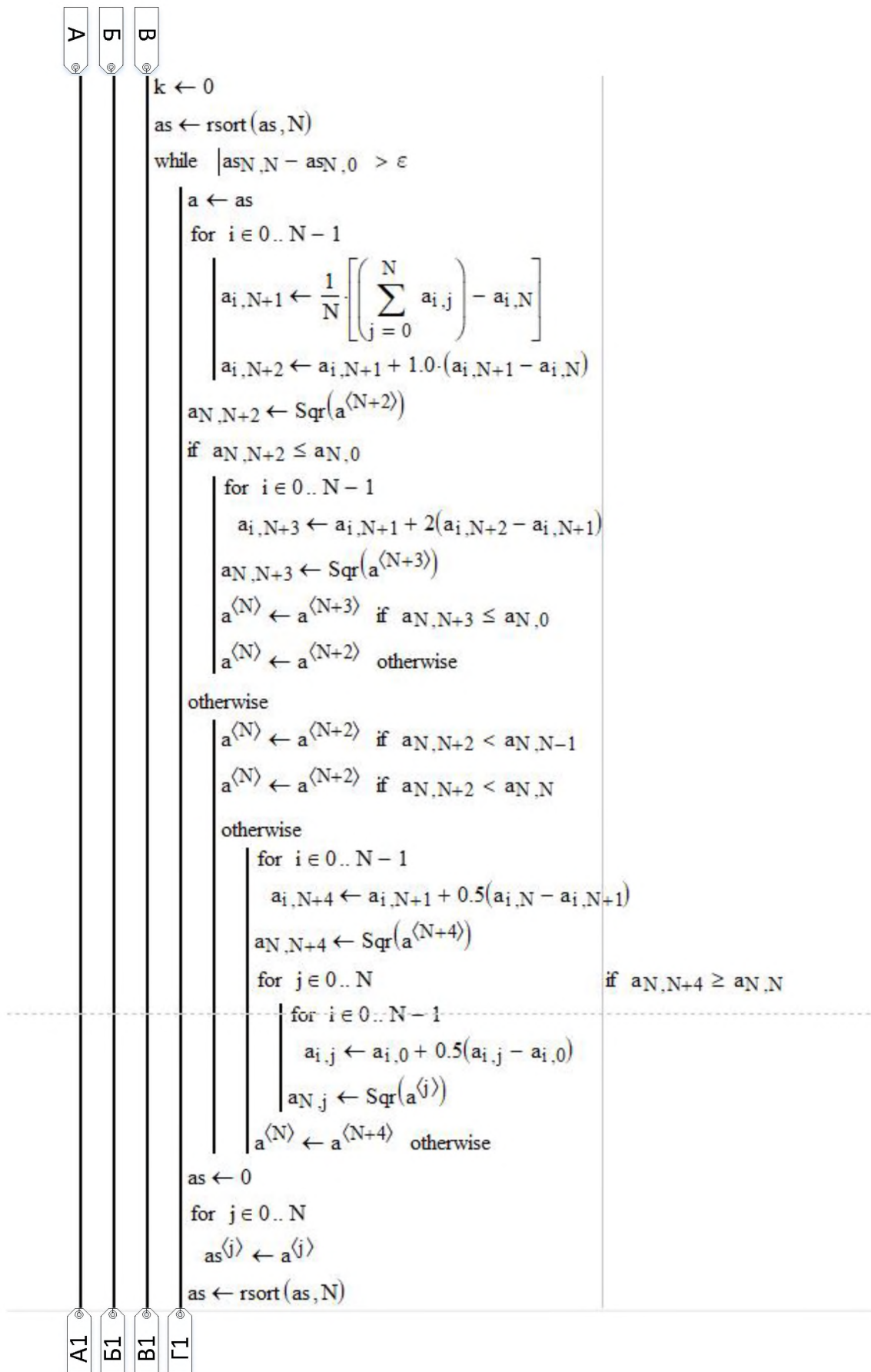
Функція  $MGA(\mu, xx, xn, \varepsilon, Sqr)$ ;  
 $\mu$  - розмір популяції особин,  $\mu > N$ , де  $N$  - розмірність цільової функції, що оптимізується;  
 $xx, xn$  - вектори нижніх та верхніх меж зміни аргументів цільової функції;  
 $\varepsilon$  - задана точність рішення задачі;  
 $Sqr$  - ім'я функції, що розраховує значення цільової функції.  
 Результат роботи функції - вектор, перші  $N$  елементів якого це значення шуканих змінних, а останній - значення цільової функції в точці екстремума .

```

MGA( $\mu, xx, xn, \varepsilon, Sqr$ ) :=
    N ← длина (xx)
    m ← floor  $\left[ \frac{[(\mu + N) + 1]}{0.9} \right]$ 
    for j ∈ 0..m
        for i ∈ 0..N - 1
             $x_{i,j} \leftarrow \text{rnd}(xx_i - xn_i) + xn_i$ 
             $x_{N,j} \leftarrow Sqr(x^{(j)})$ 
        z ← 0
        x ← rsort(x, N)
        while  $|x_{N,m} - x_{N,0}| > \varepsilon$ 
            z ← z + 1
            r ← 0
            while r ≤ floor(0.1·m)
                r ← r + 1
                h ← 0
                while h = 0
                    Mt ← 0
                    for j ∈ 0..N
                         $P_j \leftarrow \text{floor}(\text{rnd}(0.9 \cdot m))$ 
                    for j ∈ 1..N
                        for jj ∈ 0..j - 1
                            Mt ← 1 if  $P_{jj} = P_j$ 
                    h ← 1 if Mt = 0
                for j ∈ 0..N
                    as  $\langle j \rangle \leftarrow x^{\langle P_j \rangle}$ 
    
```

A B B

## Продовження додатку Д



## Продовження додатку Д

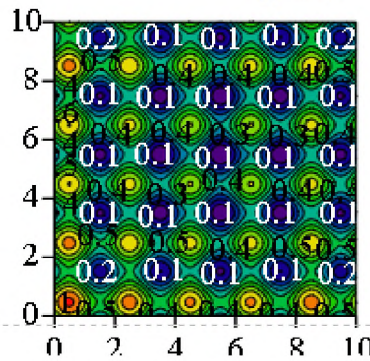
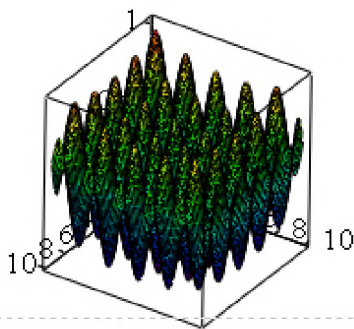
```

A1
B1
B1
T1
k ← k + 1
if k > 5000·N
  ads ← as<0>
  adsN+1 ← "Alarm Program stop in DM"
  adsN+2 ← k
  return ads
x<floor(0.9m)+r> ← a<0>
x ← rsort(x, N)
return x if z > 2m
x<0>
    
```

$$f\_Sqr(x1, x2) := (\sin(\pi \cdot x1) + \sin(\pi \cdot x2)) \cdot 0.2 \dots + 0.01 \cdot [0.4 \cdot (x1 - 5.5)^2 + 0.5 \cdot (x2 - 5.5)^2] + 0.4$$

```
FF := CreateMesh(f_Sqr, 0, 10, 0, 10, 100, 100)
```

- цільова функція  
- побудова таблиці значень функції



FF

FF

```
Sqr(x) := f_Sqr(x0, x1)
```

- перетворення цільової функції до вигляду з одним векторним аргументом

```
μ := 30
```

- розмір популяції особин

```
ε := .00001
```

- задана точність

```
xx := (0)   xn := (10)
      (0)   (10)
```

- нижні иа верхні межі зміни аргументів функції

```
V := MGA(μ, xx, xn, ε, Sqr)
```

- вызов функции

$$V = \begin{pmatrix} 5.5 \\ 5.5 \\ 1.902 \times 10^{-7} \end{pmatrix}$$

- отримане рішення

## Додаток Е

Приклад чотиривимірного однорідного комп'ютерного плану експерименту на основі  $R_d$ -послідовностей для побудови метамоделі кругового накладного вихрострумового перетворювача з об'ємною структурою системи збудження

	0	1	2	3
0	-0.045	0	0.011	$3 \cdot 10^{-3}$
1	-0.0129	$8.1865 \cdot 10^{-3}$	0.01113	$3.0386 \cdot 10^{-3}$
2	-0.0258	0.03387	0.01176	$3.5772 \cdot 10^{-3}$
3	-0.0387	0.02456	0.01139	$3.1158 \cdot 10^{-3}$
4	0.0384	0.01525	0.01101	$3.6544 \cdot 10^{-3}$
5	0.02551	$5.9325 \cdot 10^{-3}$	0.01164	$3.193 \cdot 10^{-3}$
6	0.0126	0.03162	0.01127	$3.7316 \cdot 10^{-3}$
7	$-2.97 \cdot 10^{-4}$	0.0223	0.0119	$3.2702 \cdot 10^{-3}$
8	-0.01319	0.01299	0.01153	$3.8088 \cdot 10^{-3}$
9	-0.02609	$3.675 \cdot 10^{-3}$	0.01116	$3.3474 \cdot 10^{-3}$
10	-0.03899	0.02936	0.01179	$3.886 \cdot 10^{-3}$
11	0.03811	0.02005	0.01142	$3.4246 \cdot 10^{-3}$
12	0.02521	0.01073	0.01104	$3.9632 \cdot 10^{-3}$
13	0.01231	$1.42065 \cdot 10^{-3}$	0.01167	$3.5018 \cdot 10^{-3}$
14	$-5.94 \cdot 10^{-4}$	0.02711	0.0113	$3.04036 \cdot 10^{-3}$
15	-0.01349	0.01779	0.01193	$3.579 \cdot 10^{-3}$
16	-0.02639	$8.4805 \cdot 10^{-3}$	0.01156	$3.1176 \cdot 10^{-3}$
17	-0.03929	0.03417	0.01119	$3.6562 \cdot 10^{-3}$
18	0.03781	0.02485	0.01182	$3.1948 \cdot 10^{-3}$
19	0.02491	0.01554	0.01145	$3.7333 \cdot 10^{-3}$
20	0.01201	$6.223 \cdot 10^{-3}$	0.01107	$3.2719 \cdot 10^{-3}$
21	$-8.82 \cdot 10^{-4}$	0.03191	0.0117	$3.8105 \cdot 10^{-3}$
22	-0.01379	0.0226	0.01133	$3.3491 \cdot 10^{-3}$
23	-0.02669	0.01328	0.01196	$3.8877 \cdot 10^{-3}$
24	-0.03958	$3.969 \cdot 10^{-3}$	0.01159	$3.4263 \cdot 10^{-3}$
25	0.03752	0.02966	0.01122	$3.9649 \cdot 10^{-3}$
26	0.02462	0.02034	0.01185	$3.5035 \cdot 10^{-3}$
27	0.01172	0.01103	0.01148	$3.04213 \cdot 10^{-3}$
28	$-1.179 \cdot 10^{-3}$	$1.71395 \cdot 10^{-3}$	0.0111	$3.5807 \cdot 10^{-3}$
29	-0.01408	0.0274	0.01173	$3.1193 \cdot 10^{-3}$
30	-0.02698	0.01809	0.01136	$3.6579 \cdot 10^{-3}$
31	-0.03988	$8.771 \cdot 10^{-3}$	0.01199	$3.1965 \cdot 10^{-3}$
32	0.03722	0.03446	0.01162	$3.7351 \cdot 10^{-3}$
33	0.02433	0.02514	0.01125	$3.2737 \cdot 10^{-3}$
34	0.01142	0.01583	0.01188	$3.8123 \cdot 10^{-3}$
35	$-1.476 \cdot 10^{-3}$	$6.517 \cdot 10^{-3}$	0.0115	$3.3509 \cdot 10^{-3}$
36	-0.01437	0.0322	0.01113	$3.8895 \cdot 10^{-3}$
37	-0.02727	0.02289	0.01176	$3.4281 \cdot 10^{-3}$
38	-0.04017	0.01358	0.01139	$3.9667 \cdot 10^{-3}$
39	0.03693	$4.263 \cdot 10^{-3}$	0.01102	$3.5053 \cdot 10^{-3}$
40	0.02403	0.02995	0.01165	$3.04389 \cdot 10^{-3}$
41	0.01113	0.02064	0.01128	$3.5825 \cdot 10^{-3}$
42	$-1.773 \cdot 10^{-3}$	0.01132	0.01191	$3.1211 \cdot 10^{-3}$
43	-0.01467	$2.00725 \cdot 10^{-3}$	0.01153	$3.6597 \cdot 10^{-3}$
44	-0.02757	0.02769	0.01116	$3.1983 \cdot 10^{-3}$
45	-0.04047	0.01838	0.01179	$3.7369 \cdot 10^{-3}$
46	0.03663	$9.065 \cdot 10^{-3}$	0.01142	$3.2755 \cdot 10^{-3}$
47	0.02373	0.03475	0.01105	$3.8141 \cdot 10^{-3}$
48	0.01084	0.02544	0.01168	$3.3527 \cdot 10^{-3}$
49	$-2.061 \cdot 10^{-3}$	0.01612	0.01131	$3.8913 \cdot 10^{-3}$
50	-0.01497	$6.811 \cdot 10^{-3}$	0.01194	$3.4299 \cdot 10^{-3}$
51	-0.02786	0.0325	0.01156	$3.9685 \cdot 10^{-3}$
52	-0.04076	0.02318	0.01119	$3.5071 \cdot 10^{-3}$

R\_4 =

	0	1	2	3
46	0.03663	$9.065 \cdot 10^{-3}$	0.01142	$3.2755 \cdot 10^{-3}$
47	0.02373	0.03475	0.01105	$3.8141 \cdot 10^{-3}$
48	0.01084	0.02544	0.01168	$3.3527 \cdot 10^{-3}$
49	$-2.061 \cdot 10^{-3}$	0.01612	0.01131	$3.8913 \cdot 10^{-3}$
50	-0.01497	$6.811 \cdot 10^{-3}$	0.01194	$3.4299 \cdot 10^{-3}$
51	-0.02786	0.0325	0.01156	$3.9685 \cdot 10^{-3}$
52	-0.04076	0.02318	0.01119	$3.5071 \cdot 10^{-3}$
53	0.03634	0.01387	0.01182	$3.04565 \cdot 10^{-3}$
54	0.02344	$4.557 \cdot 10^{-3}$	0.01145	$3.5843 \cdot 10^{-3}$
55	0.01054	0.03024	0.01108	$3.1228 \cdot 10^{-3}$
56	$-2.358 \cdot 10^{-3}$	0.02093	0.01171	$3.6614 \cdot 10^{-3}$
57	-0.01525	0.01161	0.01134	$3.2 \cdot 10^{-3}$
58	-0.02816	$2.30055 \cdot 10^{-3}$	0.01197	$3.7386 \cdot 10^{-3}$
59	-0.04106	0.02799	0.01159	$3.2772 \cdot 10^{-3}$
60	0.03604	0.01867	0.01122	$3.8158 \cdot 10^{-3}$
61	0.02315	$9.359 \cdot 10^{-3}$	0.01185	$3.3544 \cdot 10^{-3}$
62	0.01024	$4.5325 \cdot 10^{-5}$	0.01148	$3.893 \cdot 10^{-3}$
63	$-2.655 \cdot 10^{-3}$	0.02573	0.01111	$3.4316 \cdot 10^{-3}$
64	-0.01555	0.01642	0.01174	$3.9702 \cdot 10^{-3}$
65	-0.02845	$7.105 \cdot 10^{-3}$	0.01137	$3.5088 \cdot 10^{-3}$
66	-0.04135	0.03279	0.01199	$3.04742 \cdot 10^{-3}$
67	0.03575	0.02348	0.01162	$3.586 \cdot 10^{-3}$
68	0.02285	0.01416	0.01125	$3.1246 \cdot 10^{-3}$
69	$9.954 \cdot 10^{-3}$	$4.8475 \cdot 10^{-3}$	0.01188	$3.6632 \cdot 10^{-3}$
70	$-2.952 \cdot 10^{-3}$	0.03053	0.01151	$3.2018 \cdot 10^{-3}$
71	-0.01585	0.02122	0.01114	$3.7404 \cdot 10^{-3}$
72	-0.02875	0.01191	0.01177	$3.279 \cdot 10^{-3}$
73	-0.04165	$2.59385 \cdot 10^{-3}$	0.0114	$3.8176 \cdot 10^{-3}$
74	0.03545	0.02828	0.01102	$3.3562 \cdot 10^{-3}$
75	0.02255	0.01897	0.01165	$3.8948 \cdot 10^{-3}$
76	$9.657 \cdot 10^{-3}$	$9.653 \cdot 10^{-3}$	0.01128	$3.4334 \cdot 10^{-3}$
77	$-3.24 \cdot 10^{-3}$	$3.38555 \cdot 10^{-4}$	0.01191	$3.972 \cdot 10^{-3}$
78	-0.01615	0.02603	0.01154	$3.5106 \cdot 10^{-3}$
79	-0.02904	0.01671	0.01117	$3.04918 \cdot 10^{-3}$
80	-0.04194	$7.3955 \cdot 10^{-3}$	0.0118	$3.5878 \cdot 10^{-3}$
81	0.03516	0.03308	0.01143	$3.1264 \cdot 10^{-3}$
82	0.02226	0.02377	0.01105	$3.665 \cdot 10^{-3}$
83	$9.36 \cdot 10^{-3}$	0.01446	0.01168	$3.2036 \cdot 10^{-3}$
84	$-3.537 \cdot 10^{-3}$	$5.1415 \cdot 10^{-3}$	0.01131	$3.7422 \cdot 10^{-3}$
85	-0.01643	0.03083	0.01194	$3.2808 \cdot 10^{-3}$
86	-0.02934	0.02151	0.01157	$3.8194 \cdot 10^{-3}$
87	-0.04224	0.0122	0.0112	$3.358 \cdot 10^{-3}$
88	0.03487	$2.8868 \cdot 10^{-3}$	0.01183	$3.8966 \cdot 10^{-3}$
89	0.02197	0.02857	0.01145	$3.4352 \cdot 10^{-3}$
90	$9.063 \cdot 10^{-3}$	0.01926	0.01108	$3.9738 \cdot 10^{-3}$
91	$-3.834 \cdot 10^{-3}$	$9.947 \cdot 10^{-3}$	0.01171	$3.5124 \cdot 10^{-3}$
92	-0.01673	$6.3175 \cdot 10^{-4}$	0.01134	$3.05095 \cdot 10^{-3}$
93	-0.02963	0.02632	0.01197	$3.5895 \cdot 10^{-3}$
94	-0.04253	0.017	0.0116	$3.1281 \cdot 10^{-3}$
95	0.03457	$7.6895 \cdot 10^{-3}$	0.01123	$3.6667 \cdot 10^{-3}$
96	0.02167	0.03338	0.01186	$3.2053 \cdot 10^{-3}$
97	$8.775 \cdot 10^{-3}$	0.02406	0.01148	$3.7439 \cdot 10^{-3}$
98	$-4.131 \cdot 10^{-3}$	0.01475	0.01111	$3.2825 \cdot 10^{-3}$
99	-0.01703	$5.4355 \cdot 10^{-3}$	0.01174	$3.8211 \cdot 10^{-3}$
100	-0.02993	0.03112	0.01137	...



R\_4 =

	0	1	2	3
101	-0.04283	0.02181	0.012	$3.8983 \cdot 10^{-3}$
102	0.03427	0.0125	0.01163	$3.4369 \cdot 10^{-3}$
103	0.02138	$3.1801 \cdot 10^{-3}$	0.01126	$3.9755 \cdot 10^{-3}$
104	$8.478 \cdot 10^{-3}$	0.02887	0.01189	$3.5141 \cdot 10^{-3}$
105	$-4.419 \cdot 10^{-3}$	0.01955	0.01151	$3.05271 \cdot 10^{-3}$
106	-0.01733	0.01024	0.01114	$3.5913 \cdot 10^{-3}$
107	-0.03022	$9.2505 \cdot 10^{-4}$	0.01177	$3.1299 \cdot 10^{-3}$
108	-0.04312	0.02661	0.0114	$3.6685 \cdot 10^{-3}$
109	0.03398	0.0173	0.01103	$3.2071 \cdot 10^{-3}$
110	0.02108	$7.9835 \cdot 10^{-3}$	0.01166	$3.7457 \cdot 10^{-3}$
111	$8.181 \cdot 10^{-3}$	0.03367	0.01129	$3.2843 \cdot 10^{-3}$
112	$-4.716 \cdot 10^{-3}$	0.02436	0.01192	$3.8229 \cdot 10^{-3}$
113	-0.01761	0.01504	0.01154	$3.3615 \cdot 10^{-3}$
114	-0.03052	$5.7295 \cdot 10^{-3}$	0.01117	$3.9001 \cdot 10^{-3}$
115	-0.04342	0.03142	0.0118	$3.4387 \cdot 10^{-3}$
116	0.03369	0.0221	0.01143	$3.9773 \cdot 10^{-3}$
117	0.02079	0.01279	0.01106	$3.5159 \cdot 10^{-3}$
118	$7.884 \cdot 10^{-3}$	$3.4734 \cdot 10^{-3}$	0.01169	$3.05448 \cdot 10^{-3}$
119	$-5.013 \cdot 10^{-3}$	0.02916	0.01132	$3.5931 \cdot 10^{-3}$
120	-0.01791	0.01985	0.01194	$3.1317 \cdot 10^{-3}$
121	-0.03081	0.01053	0.01157	$3.6703 \cdot 10^{-3}$
122	-0.04371	$1.21835 \cdot 10^{-3}$	0.0112	$3.2089 \cdot 10^{-3}$
123	0.03339	0.0269	0.01183	$3.7475 \cdot 10^{-3}$
124	0.02049	0.01759	0.01146	$3.2861 \cdot 10^{-3}$
125	$7.596 \cdot 10^{-3}$	$8.2775 \cdot 10^{-3}$	0.01109	$3.8247 \cdot 10^{-3}$
126	$-5.31 \cdot 10^{-3}$	0.03396	0.01172	$3.3633 \cdot 10^{-3}$
127	-0.01821	0.02465	0.01135	$3.9019 \cdot 10^{-3}$
128	-0.0311	0.01534	0.01197	$3.4404 \cdot 10^{-3}$
129	-0.044	$6.02 \cdot 10^{-3}$	0.0116	$3.979 \cdot 10^{-3}$
130	0.03309	0.03171	0.01123	$3.5176 \cdot 10^{-3}$
131	0.0202	0.02239	0.01186	$3.05624 \cdot 10^{-3}$
132	$7.299 \cdot 10^{-3}$	0.01308	0.01149	$3.5948 \cdot 10^{-3}$
133	$-5.598 \cdot 10^{-3}$	$3.766 \cdot 10^{-3}$	0.01112	$3.1334 \cdot 10^{-3}$
134	-0.0185	0.02945	0.01175	$3.672 \cdot 10^{-3}$
135	-0.0314	0.02014	0.01138	$3.2106 \cdot 10^{-3}$
136	-0.0443	0.01083	0.011	$3.7492 \cdot 10^{-3}$
137	0.0328	$1.5113 \cdot 10^{-3}$	0.01163	$3.2878 \cdot 10^{-3}$
138	0.0199	0.0272	0.01126	$3.8264 \cdot 10^{-3}$
139	$7.002 \cdot 10^{-3}$	0.01788	0.01189	$3.365 \cdot 10^{-3}$
140	$-5.895 \cdot 10^{-3}$	$8.5715 \cdot 10^{-3}$	0.01152	$3.9036 \cdot 10^{-3}$
141	-0.01879	0.03426	0.01115	$3.4422 \cdot 10^{-3}$
142	-0.0317	0.02494	0.01178	$3.9808 \cdot 10^{-3}$
143	-0.04459	0.01563	0.01141	$3.5194 \cdot 10^{-3}$
144	0.03251	$6.314 \cdot 10^{-3}$	0.01103	$3.05801 \cdot 10^{-3}$
145	0.01961	0.032	0.01166	$3.5966 \cdot 10^{-3}$
146	$6.705 \cdot 10^{-3}$	0.02269	0.01129	$3.1352 \cdot 10^{-3}$
147	$-6.192 \cdot 10^{-3}$	0.01337	0.01192	$3.6738 \cdot 10^{-3}$
148	-0.01909	$4.06 \cdot 10^{-3}$	0.01155	$3.2124 \cdot 10^{-3}$
149	-0.03199	0.02975	0.01118	$3.751 \cdot 10^{-3}$
150	-0.04489	0.02043	0.01181	...

	0	1	2	3
151	0.03221	0.01112	0.01143	$3.8282 \cdot 10^{-3}$
152	0.01931	$1.8046 \cdot 10^{-3}$	0.01106	$3.3668 \cdot 10^{-3}$
153	$6.417 \cdot 10^{-3}$	0.02749	0.01169	$3.9054 \cdot 10^{-3}$
154	$-6.489 \cdot 10^{-3}$	0.01818	0.01132	$3.444 \cdot 10^{-3}$
155	-0.01939	$8.862 \cdot 10^{-3}$	0.01195	$3.9826 \cdot 10^{-3}$
156	-0.03228	0.03455	0.01158	$3.5212 \cdot 10^{-3}$
157	0.04482	0.02524	0.01121	$3.05977 \cdot 10^{-3}$
158	0.03191	0.01592	0.01184	$3.5984 \cdot 10^{-3}$
159	0.01902	$6.608 \cdot 10^{-3}$	0.01146	$3.137 \cdot 10^{-3}$
160	$6.12 \cdot 10^{-3}$	0.03229	0.01109	$3.6756 \cdot 10^{-3}$
161	$-6.777 \cdot 10^{-3}$	0.02298	0.01172	$3.2142 \cdot 10^{-3}$
162	-0.01968	0.01367	0.01135	$3.7528 \cdot 10^{-3}$
163	-0.03258	$4.354 \cdot 10^{-3}$	0.01198	$3.2914 \cdot 10^{-3}$
164	0.04452	0.03004	0.01161	$3.83 \cdot 10^{-3}$
165	0.03163	0.02073	0.01124	$3.3685 \cdot 10^{-3}$
166	0.01872	0.01141	0.01187	$3.9071 \cdot 10^{-3}$
167	$5.823 \cdot 10^{-3}$	$2.0979 \cdot 10^{-3}$	0.01149	$3.4457 \cdot 10^{-3}$
168	$-7.074 \cdot 10^{-3}$	0.02778	0.01112	$3.9843 \cdot 10^{-3}$
169	-0.01997	0.01847	0.01175	$3.5229 \cdot 10^{-3}$
170	-0.03288	$9.156 \cdot 10^{-3}$	0.01138	$3.06153 \cdot 10^{-3}$
171	0.04423	0.03484	0.01101	$3.6001 \cdot 10^{-3}$
172	0.03133	0.02553	0.01164	$3.1387 \cdot 10^{-3}$
173	0.01843	0.01622	0.01127	$3.6773 \cdot 10^{-3}$
174	$5.526 \cdot 10^{-3}$	$6.902 \cdot 10^{-3}$	0.0119	$3.2159 \cdot 10^{-3}$
175	$-7.371 \cdot 10^{-3}$	0.03259	0.01152	$3.7545 \cdot 10^{-3}$
176	-0.02027	0.02328	0.01115	$3.2931 \cdot 10^{-3}$
177	-0.03317	0.01396	0.01178	$3.8317 \cdot 10^{-3}$
178	0.04393	$4.648 \cdot 10^{-3}$	0.01141	$3.3703 \cdot 10^{-3}$
179	0.03103	0.03033	0.01104	$3.9089 \cdot 10^{-3}$
180	0.01813	0.02102	0.01167	$3.4475 \cdot 10^{-3}$
181	$5.238 \cdot 10^{-3}$	0.0117	0.0113	$3.9861 \cdot 10^{-3}$
182	$-7.668 \cdot 10^{-3}$	$2.3912 \cdot 10^{-3}$	0.01192	$3.5247 \cdot 10^{-3}$
183	-0.02056	0.02808	0.01155	$3.0633 \cdot 10^{-3}$
184	-0.03346	0.01876	0.01118	$3.6019 \cdot 10^{-3}$
185	0.04364	$9.45 \cdot 10^{-3}$	0.01181	$3.1405 \cdot 10^{-3}$
186	0.03074	$1.35975 \cdot 10^{-4}$	0.01144	$3.6791 \cdot 10^{-3}$
187	0.01784	0.02582	0.01107	$3.2177 \cdot 10^{-3}$
188	$4.941 \cdot 10^{-3}$	0.01651	0.0117	$3.7563 \cdot 10^{-3}$
189	$-7.956 \cdot 10^{-3}$	$7.196 \cdot 10^{-3}$	0.01133	$3.2949 \cdot 10^{-3}$
190	-0.02086	0.03288	0.01195	$3.8335 \cdot 10^{-3}$
191	-0.03376	0.02357	0.01158	$3.3721 \cdot 10^{-3}$
192	0.04334	0.01425	0.01121	$3.9107 \cdot 10^{-3}$
193	0.03045	$4.9385 \cdot 10^{-3}$	0.01184	$3.4493 \cdot 10^{-3}$
194	0.01754	0.03063	0.01147	$3.9879 \cdot 10^{-3}$
195	$4.644 \cdot 10^{-3}$	0.02131	0.0111	$3.5265 \cdot 10^{-3}$
196	$-8.253 \cdot 10^{-3}$	0.012	0.01173	$3.06506 \cdot 10^{-3}$
197	-0.02115	$2.6845 \cdot 10^{-3}$	0.01136	$3.6037 \cdot 10^{-3}$
198	-0.03406	0.02837	0.01198	$3.1423 \cdot 10^{-3}$
199	0.04305	0.01906	0.01161	$3.6809 \cdot 10^{-3}$
200	0.03015	$9.744 \cdot 10^{-3}$	0.01124	...

R\_4 =

R\_4 =

	0	1	2	3
201	0.01725	$4.291 \cdot 10^{-4}$	0.01187	$3.758 \cdot 10^{-3}$
202	$4.347 \cdot 10^{-3}$	0.02612	0.0115	$3.2966 \cdot 10^{-3}$
203	$-8.55 \cdot 10^{-3}$	0.0168	0.01113	$3.8352 \cdot 10^{-3}$
204	-0.02145	$7.4865 \cdot 10^{-3}$	0.01176	$3.3738 \cdot 10^{-3}$
205	-0.03434	0.03317	0.01138	$3.9124 \cdot 10^{-3}$
206	0.04275	0.02386	0.01101	$3.451 \cdot 10^{-3}$
207	0.02985	0.01455	0.01164	$3.9896 \cdot 10^{-3}$
208	0.01696	$5.2325 \cdot 10^{-3}$	0.01127	$3.5282 \cdot 10^{-3}$
209	$4.059 \cdot 10^{-3}$	0.03092	0.0119	$3.06683 \cdot 10^{-3}$
210	$-8.847 \cdot 10^{-3}$	0.02161	0.01153	$3.6054 \cdot 10^{-3}$
211	-0.02174	0.01229	0.01116	$3.144 \cdot 10^{-3}$
212	-0.03464	$2.97745 \cdot 10^{-3}$	0.01179	$3.6826 \cdot 10^{-3}$
213	0.04246	0.02867	0.01141	$3.2212 \cdot 10^{-3}$
214	0.02956	0.01935	0.01104	$3.7598 \cdot 10^{-3}$
215	0.01666	0.01003	0.01167	$3.2984 \cdot 10^{-3}$
216	$3.762 \cdot 10^{-3}$	$7.224 \cdot 10^{-4}$	0.0113	$3.837 \cdot 10^{-3}$
217	$-9.144 \cdot 10^{-3}$	0.02641	0.01193	$3.3756 \cdot 10^{-3}$
218	-0.02204	0.01709	0.01156	$3.9142 \cdot 10^{-3}$
219	-0.03494	$7.7805 \cdot 10^{-3}$	0.01119	$3.4528 \cdot 10^{-3}$
220	0.04216	0.03347	0.01182	$3.9914 \cdot 10^{-3}$
221	0.02926	0.02415	0.01144	$3.53 \cdot 10^{-3}$
222	0.01636	0.01484	0.01107	$3.06859 \cdot 10^{-3}$
223	$3.465 \cdot 10^{-3}$	$5.5265 \cdot 10^{-3}$	0.0117	$3.6072 \cdot 10^{-3}$
224	$-9.432 \cdot 10^{-3}$	0.03121	0.01133	$3.1458 \cdot 10^{-3}$
225	-0.02234	0.0219	0.01196	$3.6844 \cdot 10^{-3}$
226	-0.03524	0.01259	0.01159	$3.223 \cdot 10^{-3}$
227	0.04187	$3.27075 \cdot 10^{-3}$	0.01122	$3.7616 \cdot 10^{-3}$
228	0.02897	0.02896	0.01185	$3.3002 \cdot 10^{-3}$
229	0.01606	0.01964	0.01147	$3.8388 \cdot 10^{-3}$
230	$3.168 \cdot 10^{-3}$	0.01033	0.0111	$3.3774 \cdot 10^{-3}$
231	$-9.729 \cdot 10^{-3}$	$1.0157 \cdot 10^{-3}$	0.01173	$3.916 \cdot 10^{-3}$
232	-0.02263	0.0267	0.01136	$3.4546 \cdot 10^{-3}$
233	-0.03553	0.01739	0.01199	$3.9932 \cdot 10^{-3}$
234	0.04157	$8.0745 \cdot 10^{-3}$	0.01162	$3.5318 \cdot 10^{-3}$
235	0.02867	0.03376	0.01125	$3.07036 \cdot 10^{-3}$
236	0.01578	0.02445	0.01187	$3.609 \cdot 10^{-3}$
237	$2.871 \cdot 10^{-3}$	0.01513	0.0115	$3.1475 \cdot 10^{-3}$
238	-0.01003	$5.8205 \cdot 10^{-3}$	0.01113	$3.6861 \cdot 10^{-3}$
239	-0.02292	0.03151	0.01176	$3.2247 \cdot 10^{-3}$
240	-0.03582	0.02219	0.01139	$3.7633 \cdot 10^{-3}$
241	0.04127	0.01288	0.01102	$3.3019 \cdot 10^{-3}$
242	0.02838	$3.563 \cdot 10^{-3}$	0.01165	$3.8405 \cdot 10^{-3}$
243	0.01548	0.02925	0.01128	$3.3791 \cdot 10^{-3}$
244	$2.583 \cdot 10^{-3}$	0.01994	0.0119	$3.9177 \cdot 10^{-3}$
245	-0.01032	0.01062	0.01153	$3.4563 \cdot 10^{-3}$
246	-0.02322	$1.309 \cdot 10^{-3}$	0.01116	$3.9949 \cdot 10^{-3}$
247	-0.03612	0.027	0.01179	$3.5335 \cdot 10^{-3}$
248	0.04099	0.01768	0.01142	$3.07212 \cdot 10^{-3}$
249	0.02808	$8.3685 \cdot 10^{-3}$	0.01105	$3.6107 \cdot 10^{-3}$
250	0.01518	0.03405	0.01168	...

R\_4 =

	0	1	2	3
251	2.286·10 <sup>-3</sup>	0.02474	0.01131	3.6879·10 <sup>-3</sup>
252	-0.01061	0.01542	0.01193	3.2265·10 <sup>-3</sup>
253	-0.02352	6.111·10 <sup>-3</sup>	0.01156	3.7651·10 <sup>-3</sup>
254	-0.03641	0.0318	0.01119	3.3037·10 <sup>-3</sup>
255	0.04069	0.02248	0.01182	3.8423·10 <sup>-3</sup>
256	0.02779	0.01317	0.01145	3.3809·10 <sup>-3</sup>
257	0.01489	3.857·10 <sup>-3</sup>	0.01108	3.9195·10 <sup>-3</sup>
258	1.989·10 <sup>-3</sup>	0.02954	0.01171	3.4581·10 <sup>-3</sup>
259	-0.01091	0.02023	0.01133	3.9967·10 <sup>-3</sup>
260	-0.0238	0.01092	0.01196	3.5353·10 <sup>-3</sup>
261	-0.03671	1.60195·10 <sup>-3</sup>	0.01159	3.07388·10 <sup>-3</sup>
262	0.04039	0.02729	0.01122	3.6125·10 <sup>-3</sup>
263	0.02749	0.01798	0.01185	3.1511·10 <sup>-3</sup>
264	0.0146	8.6625·10 <sup>-3</sup>	0.01148	3.6897·10 <sup>-3</sup>
265	1.692·10 <sup>-3</sup>	0.03435	0.01111	3.2283·10 <sup>-3</sup>
266	-0.01121	0.02503	0.01174	3.7669·10 <sup>-3</sup>
267	-0.0241	0.01572	0.01136	3.3055·10 <sup>-3</sup>
268	-0.037	6.405·10 <sup>-3</sup>	0.01199	3.8441·10 <sup>-3</sup>
269	0.0401	0.03209	0.01162	3.3827·10 <sup>-3</sup>
270	0.0272	0.02278	0.01125	3.9213·10 <sup>-3</sup>
271	0.0143	0.01346	0.01188	3.4599·10 <sup>-3</sup>
272	1.404·10 <sup>-3</sup>	4.151·10 <sup>-3</sup>	0.01151	3.9985·10 <sup>-3</sup>
273	-0.0115	0.02984	0.01114	3.5371·10 <sup>-3</sup>
274	-0.0244	0.02052	0.01177	3.07565·10 <sup>-3</sup>
275	-0.0373	0.01121	0.01139	3.6142·10 <sup>-3</sup>
276	0.03981	1.89525·10 <sup>-3</sup>	0.01102	3.1528·10 <sup>-3</sup>
277	0.0269	0.02758	0.01165	3.6914·10 <sup>-3</sup>
278	0.014	0.01827	0.01128	3.23·10 <sup>-3</sup>
279	1.107·10 <sup>-3</sup>	8.953·10 <sup>-3</sup>	0.01191	3.7686·10 <sup>-3</sup>
280	-0.01179	0.03464	0.01154	3.3072·10 <sup>-3</sup>
281	-0.0247	0.02533	0.01117	3.8458·10 <sup>-3</sup>
282	-0.03759	0.01601	0.0118	3.3844·10 <sup>-3</sup>
283	0.03951	6.699·10 <sup>-3</sup>	0.01142	3.923·10 <sup>-3</sup>
284	0.02661	0.03239	0.01105	3.4616·10 <sup>-3</sup>
285	0.01371	0.02307	0.01168	3.00022·10 <sup>-3</sup>
286	8.1·10 <sup>-4</sup>	0.01376	0.01131	3.5388·10 <sup>-3</sup>
287	-0.01209	4.445·10 <sup>-3</sup>	0.01194	3.07741·10 <sup>-3</sup>
288	-0.02498	0.03013	0.01157	3.616·10 <sup>-3</sup>
289	-0.03789	0.02081	0.0112	3.1546·10 <sup>-3</sup>
290	0.03921	0.0115	0.01182	3.6932·10 <sup>-3</sup>
291	0.02632	2.18855·10 <sup>-3</sup>	0.01145	3.2318·10 <sup>-3</sup>
292	0.01342	0.02787	0.01108	3.7704·10 <sup>-3</sup>
293	5.13·10 <sup>-4</sup>	0.01856	0.01171	3.309·10 <sup>-3</sup>
294	-0.01238	9.247·10 <sup>-3</sup>	0.01134	3.8476·10 <sup>-3</sup>
295	-0.02528	0.03493	0.01197	3.3862·10 <sup>-3</sup>
296	-0.03818	0.02562	0.0116	3.9248·10 <sup>-3</sup>
297	0.03892	0.01631	0.01123	3.4634·10 <sup>-3</sup>
298	0.02602	6.993·10 <sup>-3</sup>	0.01185	3.00198·10 <sup>-3</sup>
299	0.01312	0.03268	0.01148	3.5406·10 <sup>-3</sup>
300	2.25·10 <sup>-4</sup>	0.02337	0.01111	...

	0	1	2	3
300	$2.25 \cdot 10^{-4}$	0.02337	0.01111	$3.07918 \cdot 10^{-3}$
301	-0.01268	0.01405	0.01174	$3.6178 \cdot 10^{-3}$
302	-0.02558	$4.7355 \cdot 10^{-3}$	0.01137	$3.1564 \cdot 10^{-3}$
303	-0.03848	0.03042	0.012	$3.695 \cdot 10^{-3}$
304	0.03863	0.02111	0.01163	$3.2336 \cdot 10^{-3}$
305	0.02572	0.0118	0.01126	$3.7722 \cdot 10^{-3}$
306	0.01282	$2.48185 \cdot 10^{-3}$	0.01188	$3.3108 \cdot 10^{-3}$
307	$-7.2 \cdot 10^{-5}$	0.02817	0.01151	$3.8494 \cdot 10^{-3}$
308	-0.01297	0.01885	0.01114	$3.388 \cdot 10^{-3}$
309	-0.02587	$9.541 \cdot 10^{-3}$	0.01177	$3.9266 \cdot 10^{-3}$
310	-0.03877	$2.2666 \cdot 10^{-4}$	0.0114	$3.4651 \cdot 10^{-3}$
311	0.03833	0.02591	0.01103	$3.00375 \cdot 10^{-3}$
312	0.02543	0.0166	0.01166	$3.5423 \cdot 10^{-3}$
313	0.01253	$7.287 \cdot 10^{-3}$	0.01129	$3.08094 \cdot 10^{-3}$
314	$-3.69 \cdot 10^{-4}$	0.03297	0.01191	$3.6195 \cdot 10^{-3}$
315	-0.01327	0.02366	0.01154	$3.1581 \cdot 10^{-3}$
316	-0.02616	0.01434	0.01117	$3.6967 \cdot 10^{-3}$
317	-0.03907	$5.0295 \cdot 10^{-3}$	0.0118	$3.2353 \cdot 10^{-3}$
318	0.03803	0.03072	0.01143	$3.7739 \cdot 10^{-3}$
319	0.02514	0.0214	0.01106	$3.3125 \cdot 10^{-3}$
320	0.01224	0.01209	0.01169	$3.8511 \cdot 10^{-3}$
321	$-6.66 \cdot 10^{-4}$	$2.77515 \cdot 10^{-3}$	0.01131	$3.3897 \cdot 10^{-3}$
322	-0.01356	0.02846	0.01194	$3.9283 \cdot 10^{-3}$
323	-0.02646	0.01915	0.01157	$3.4669 \cdot 10^{-3}$
324	-0.03936	$9.835 \cdot 10^{-3}$	0.0112	$3.00551 \cdot 10^{-3}$
325	0.03774	$5.1975 \cdot 10^{-4}$	0.01183	$3.5441 \cdot 10^{-3}$
326	0.02484	0.0262	0.01146	$3.08271 \cdot 10^{-3}$
327	0.01194	0.01689	0.01109	$3.6213 \cdot 10^{-3}$
328	$-9.54 \cdot 10^{-4}$	$7.5775 \cdot 10^{-3}$	0.01172	$3.1599 \cdot 10^{-3}$
329	-0.01386	0.03326	0.01134	$3.6985 \cdot 10^{-3}$
330	-0.02676	0.02395	0.01197	$3.2371 \cdot 10^{-3}$
331	-0.03965	0.01464	0.0116	$3.7757 \cdot 10^{-3}$
332	0.03745	$5.3235 \cdot 10^{-3}$	0.01123	$3.3143 \cdot 10^{-3}$
333	0.02454	0.03101	0.01186	$3.8529 \cdot 10^{-3}$
334	0.01165	0.0217	0.01149	$3.3915 \cdot 10^{-3}$
335	$-1.251 \cdot 10^{-3}$	0.01238	0.01112	$3.9301 \cdot 10^{-3}$
336	-0.01415	$3.0681 \cdot 10^{-3}$	0.01175	$3.4687 \cdot 10^{-3}$
337	-0.02705	0.02876	0.01137	$3.00728 \cdot 10^{-3}$
338	-0.03995	0.01944	0.011	$3.5459 \cdot 10^{-3}$
339	0.03715	0.01013	0.01163	$3.08447 \cdot 10^{-3}$
340	0.02425	$8.1305 \cdot 10^{-4}$	0.01126	$3.6231 \cdot 10^{-3}$
341	0.01135	0.0265	0.01189	$3.1617 \cdot 10^{-3}$
342	$-1.548 \cdot 10^{-3}$	0.01719	0.01152	$3.7003 \cdot 10^{-3}$
343	-0.01444	$7.8715 \cdot 10^{-3}$	0.01115	$3.2389 \cdot 10^{-3}$
344	-0.02734	0.03356	0.01178	$3.7775 \cdot 10^{-3}$
345	-0.04025	0.02424	0.0114	$3.3161 \cdot 10^{-3}$
346	0.03685	0.01493	0.01103	$3.8547 \cdot 10^{-3}$
347	0.02396	$5.6175 \cdot 10^{-3}$	0.01166	$3.3932 \cdot 10^{-3}$
348	0.01106	0.0313	0.01129	$3.9318 \cdot 10^{-3}$
349	$-1.845 \cdot 10^{-3}$	0.02199	0.01192	...

R\_4 =

	0	1	2	3
350	-0.01474	0.01267	0.01155	3.00904·10 <sup>-3</sup>
351	-0.02764	3.3614·10 <sup>-3</sup>	0.01118	3.5476·10 <sup>-3</sup>
352	-0.04054	0.02905	0.0118	3.08623·10 <sup>-3</sup>
353	0.03656	0.01973	0.01143	3.6248·10 <sup>-3</sup>
354	0.02366	0.01042	0.01106	3.1634·10 <sup>-3</sup>
355	0.01076	1.10635·10 <sup>-3</sup>	0.01169	3.702·10 <sup>-3</sup>
356	-2.133·10 <sup>-3</sup>	0.02679	0.01132	3.2406·10 <sup>-3</sup>
357	-0.01504	0.01748	0.01195	3.7792·10 <sup>-3</sup>
358	-0.02794	8.1655·10 <sup>-3</sup>	0.01158	3.3178·10 <sup>-3</sup>
359	-0.04083	0.03385	0.01121	3.8564·10 <sup>-3</sup>
360	0.03627	0.02454	0.01183	3.395·10 <sup>-3</sup>
361	0.02336	0.01522	0.01146	3.9336·10 <sup>-3</sup>
362	0.01047	5.9115·10 <sup>-3</sup>	0.01109	3.4722·10 <sup>-3</sup>
363	-2.43·10 <sup>-3</sup>	0.03159	0.01172	3.0108·10 <sup>-3</sup>
364	-0.01533	0.02228	0.01135	3.5494·10 <sup>-3</sup>
365	-0.02823	0.01297	0.01198	3.088·10 <sup>-3</sup>
366	-0.04113	3.654·10 <sup>-3</sup>	0.01161	3.6266·10 <sup>-3</sup>
367	0.03597	0.02934	0.01124	3.1652·10 <sup>-3</sup>
368	0.02308	0.02003	0.01186	3.7038·10 <sup>-3</sup>
369	0.01017	0.01071	0.01149	3.2424·10 <sup>-3</sup>
370	-2.727·10 <sup>-3</sup>	1.39965·10 <sup>-3</sup>	0.01112	3.781·10 <sup>-3</sup>
371	-0.01562	0.02709	0.01175	3.3196·10 <sup>-3</sup>
372	-0.02852	0.01777	0.01138	3.8582·10 <sup>-3</sup>
373	-0.04142	8.4595·10 <sup>-3</sup>	0.01101	3.3968·10 <sup>-3</sup>
374	0.03568	0.03415	0.01164	3.9354·10 <sup>-3</sup>
375	0.02278	0.02483	0.01126	3.474·10 <sup>-3</sup>
376	9.882·10 <sup>-3</sup>	0.01552	0.01189	3.01257·10 <sup>-3</sup>
377	-3.024·10 <sup>-3</sup>	6.202·10 <sup>-3</sup>	0.01152	3.5512·10 <sup>-3</sup>
378	-0.01592	0.03189	0.01115	3.08976·10 <sup>-3</sup>
379	-0.02882	0.02258	0.01178	3.6284·10 <sup>-3</sup>
380	-0.04172	0.01326	0.01141	3.167·10 <sup>-3</sup>
381	0.03538	3.948·10 <sup>-3</sup>	0.01104	3.7056·10 <sup>-3</sup>
382	0.02248	0.02963	0.01167	3.2442·10 <sup>-3</sup>
383	9.585·10 <sup>-3</sup>	0.02032	0.01129	3.7827·10 <sup>-3</sup>
384	-3.312·10 <sup>-3</sup>	0.01101	0.01192	3.3213·10 <sup>-3</sup>
385	-0.01622	1.6926·10 <sup>-3</sup>	0.01155	3.8599·10 <sup>-3</sup>
386	-0.02911	0.02738	0.01118	3.3985·10 <sup>-3</sup>
387	-0.04201	0.01806	0.01181	3.9371·10 <sup>-3</sup>
388	0.03509	8.75·10 <sup>-3</sup>	0.01144	3.4757·10 <sup>-3</sup>
389	0.02219	0.03444	0.01107	3.01433·10 <sup>-3</sup>
390	9.288·10 <sup>-3</sup>	0.02512	0.0117	3.5529·10 <sup>-3</sup>
391	-3.609·10 <sup>-3</sup>	0.01581	0.01132	3.09153·10 <sup>-3</sup>
392	-0.01651	6.496·10 <sup>-3</sup>	0.01195	3.6301·10 <sup>-3</sup>
393	-0.02941	0.03218	0.01158	3.1687·10 <sup>-3</sup>
394	-0.04231	0.02287	0.01121	3.7073·10 <sup>-3</sup>
395	0.03479	0.01356	0.01184	3.2459·10 <sup>-3</sup>
396	0.0219	4.242·10 <sup>-3</sup>	0.01147	3.7845·10 <sup>-3</sup>
397	8.991·10 <sup>-3</sup>	0.02993	0.0111	3.3231·10 <sup>-3</sup>
398	-3.906·10 <sup>-3</sup>	0.02062	0.01173	3.8617·10 <sup>-3</sup>
399	-0.0168	0.0113	0.01135	...

R\_4 =

R\_4 =

	0	1	2	3
400	-0.0297	$1.9859 \cdot 10^{-3}$	0.01198	$3.9389 \cdot 10^{-3}$
401	-0.0426	0.02767	0.01161	$3.4775 \cdot 10^{-3}$
402	0.0345	0.01836	0.01124	$3.0161 \cdot 10^{-3}$
403	0.0216	$9.044 \cdot 10^{-3}$	0.01187	$3.5547 \cdot 10^{-3}$
404	$8.703 \cdot 10^{-3}$	0.03473	0.0115	$3.09329 \cdot 10^{-3}$
405	$-4.203 \cdot 10^{-3}$	0.02542	0.01113	$3.6319 \cdot 10^{-3}$
406	-0.0171	0.0161	0.01175	$3.1705 \cdot 10^{-3}$
407	-0.03	$6.79 \cdot 10^{-3}$	0.01138	$3.7091 \cdot 10^{-3}$
408	-0.0429	0.03248	0.01101	$3.2477 \cdot 10^{-3}$
409	0.0342	0.02316	0.01164	$3.7863 \cdot 10^{-3}$
410	0.0213	0.01385	0.01127	$3.3249 \cdot 10^{-3}$
411	$8.406 \cdot 10^{-3}$	$4.536 \cdot 10^{-3}$	0.0119	$3.8635 \cdot 10^{-3}$
412	$-4.491 \cdot 10^{-3}$	0.03022	0.01153	$3.4021 \cdot 10^{-3}$
413	-0.0174	0.02091	0.01116	$3.9407 \cdot 10^{-3}$
414	-0.03029	0.01159	0.01178	$3.4793 \cdot 10^{-3}$
415	-0.04319	$2.2792 \cdot 10^{-3}$	0.01141	$3.01786 \cdot 10^{-3}$
416	0.03391	0.02797	0.01104	$3.5565 \cdot 10^{-3}$
417	0.02101	0.01865	0.01167	$3.09506 \cdot 10^{-3}$
418	$8.109 \cdot 10^{-3}$	$9.338 \cdot 10^{-3}$	0.0113	$3.6337 \cdot 10^{-3}$
419	$-4.788 \cdot 10^{-3}$	$2.40765 \cdot 10^{-5}$	0.01193	$3.1723 \cdot 10^{-3}$
420	-0.01768	0.02571	0.01156	$3.7108 \cdot 10^{-3}$
421	-0.03059	0.0164	0.01119	$3.2494 \cdot 10^{-3}$
422	-0.04349	$7.084 \cdot 10^{-3}$	0.01181	$3.788 \cdot 10^{-3}$
423	0.03362	0.03277	0.01144	$3.3266 \cdot 10^{-3}$
424	0.02072	0.02345	0.01107	$3.8652 \cdot 10^{-3}$
425	$7.812 \cdot 10^{-3}$	0.01414	0.0117	$3.4038 \cdot 10^{-3}$
426	$-5.085 \cdot 10^{-3}$	$4.8265 \cdot 10^{-3}$	0.01133	$3.9424 \cdot 10^{-3}$
427	-0.01798	0.03051	0.01196	$3.481 \cdot 10^{-3}$
428	-0.03088	0.0212	0.01159	$3.01963 \cdot 10^{-3}$
429	-0.04378	0.01189	0.01122	$3.5582 \cdot 10^{-3}$
430	0.03332	$2.5725 \cdot 10^{-3}$	0.01184	$3.09682 \cdot 10^{-3}$
431	0.02042	0.02826	0.01147	$3.6354 \cdot 10^{-3}$
432	$7.515 \cdot 10^{-3}$	0.01895	0.0111	$3.174 \cdot 10^{-3}$
433	$-5.382 \cdot 10^{-3}$	$9.632 \cdot 10^{-3}$	0.01173	$3.7126 \cdot 10^{-3}$
434	-0.01828	$3.1731 \cdot 10^{-4}$	0.01136	$3.2512 \cdot 10^{-3}$
435	-0.03118	0.02601	0.01199	$3.7898 \cdot 10^{-3}$
436	-0.04408	0.01669	0.01162	$3.3284 \cdot 10^{-3}$
437	0.03302	$7.3745 \cdot 10^{-3}$	0.01124	$3.867 \cdot 10^{-3}$
438	0.02012	0.03306	0.01187	$3.4056 \cdot 10^{-3}$
439	$7.227 \cdot 10^{-3}$	0.02375	0.0115	$3.9442 \cdot 10^{-3}$
440	$-5.679 \cdot 10^{-3}$	0.01443	0.01113	$3.4828 \cdot 10^{-3}$
441	-0.01858	$5.1205 \cdot 10^{-3}$	0.01176	$3.02139 \cdot 10^{-3}$
442	-0.03147	0.03081	0.01139	$3.56 \cdot 10^{-3}$
443	-0.04437	0.02149	0.01102	$3.09858 \cdot 10^{-3}$
444	0.03272	0.01218	0.01165	$3.6372 \cdot 10^{-3}$
445	0.01983	$2.8658 \cdot 10^{-3}$	0.01127	$3.1758 \cdot 10^{-3}$
446	$6.93 \cdot 10^{-3}$	0.02855	0.0119	$3.7144 \cdot 10^{-3}$
447	$-5.967 \cdot 10^{-3}$	0.01924	0.01153	$3.253 \cdot 10^{-3}$
448	-0.01887	$9.926 \cdot 10^{-3}$	0.01116	$3.7916 \cdot 10^{-3}$
449	-0.03177	$6.104 \cdot 10^{-4}$	0.01179	...

R<sub>4</sub> =

	0	1	2	3
450	-0.04467	0.0263	0.01142	3.8688·10 <sup>-3</sup>
451	0.03244	0.01698	0.01105	3.4074·10 <sup>-3</sup>
452	0.01953	7.6685·10 <sup>-3</sup>	0.01168	3.946·10 <sup>-3</sup>
453	6.633·10 <sup>-3</sup>	0.03336	0.0113	3.4846·10 <sup>-3</sup>
454	-6.264·10 <sup>-3</sup>	0.02404	0.01193	3.02315·10 <sup>-3</sup>
455	-0.01916	0.01473	0.01156	3.5618·10 <sup>-3</sup>
456	-0.03207	5.4145·10 <sup>-3</sup>	0.01119	3.1003·10 <sup>-3</sup>
457	-0.04496	0.0311	0.01182	3.6389·10 <sup>-3</sup>
458	0.03214	0.02179	0.01145	3.1775·10 <sup>-3</sup>
459	0.01924	0.01247	0.01108	3.7161·10 <sup>-3</sup>
460	6.336·10 <sup>-3</sup>	3.15875·10 <sup>-3</sup>	0.01171	3.2547·10 <sup>-3</sup>
461	-6.561·10 <sup>-3</sup>	0.02884	0.01133	3.7933·10 <sup>-3</sup>
462	-0.01946	0.01953	0.01196	3.3319·10 <sup>-3</sup>
463	-0.03235	0.01022	0.01159	3.8705·10 <sup>-3</sup>
464	0.04474	9.037·10 <sup>-4</sup>	0.01122	3.4091·10 <sup>-3</sup>
465	0.03184	0.02659	0.01185	3.9477·10 <sup>-3</sup>
466	0.01895	0.01728	0.01148	3.4863·10 <sup>-3</sup>
467	6.048·10 <sup>-3</sup>	7.9625·10 <sup>-3</sup>	0.01111	3.02492·10 <sup>-3</sup>
468	-6.858·10 <sup>-3</sup>	0.03365	0.01173	3.5635·10 <sup>-3</sup>
469	-0.01975	0.02434	0.01136	3.1021·10 <sup>-3</sup>
470	-0.03265	0.01502	0.01199	3.6407·10 <sup>-3</sup>
471	0.04445	5.7085·10 <sup>-3</sup>	0.01162	3.1793·10 <sup>-3</sup>
472	0.03155	0.0314	0.01125	3.7179·10 <sup>-3</sup>
473	0.01865	0.02208	0.01188	3.2565·10 <sup>-3</sup>
474	5.751·10 <sup>-3</sup>	0.01276	0.01151	3.7951·10 <sup>-3</sup>
475	-7.146·10 <sup>-3</sup>	3.45205·10 <sup>-3</sup>	0.01114	3.3337·10 <sup>-3</sup>
476	-0.02005	0.02914	0.01176	3.8723·10 <sup>-3</sup>
477	-0.03295	0.01982	0.01139	3.4109·10 <sup>-3</sup>
478	0.04415	0.01051	0.01102	3.9495·10 <sup>-3</sup>
479	0.03126	1.197·10 <sup>-3</sup>	0.01165	3.4881·10 <sup>-3</sup>
480	0.01835	0.02688	0.01128	3.02668·10 <sup>-3</sup>
481	5.454·10 <sup>-3</sup>	0.01757	0.01191	3.5653·10 <sup>-3</sup>
482	-7.443·10 <sup>-3</sup>	8.2565·10 <sup>-3</sup>	0.01154	3.1039·10 <sup>-3</sup>
483	-0.02034	0.03394	0.01117	3.6425·10 <sup>-3</sup>
484	-0.03325	0.02463	0.01179	3.1811·10 <sup>-3</sup>
485	0.04386	0.01532	0.01142	3.7197·10 <sup>-3</sup>
486	0.03096	5.999·10 <sup>-3</sup>	0.01105	3.2583·10 <sup>-3</sup>
487	0.01806	0.03169	0.01168	3.7969·10 <sup>-3</sup>
488	5.157·10 <sup>-3</sup>	0.02237	0.01131	3.3355·10 <sup>-3</sup>
489	-7.74·10 <sup>-3</sup>	0.01306	0.01194	3.8741·10 <sup>-3</sup>
490	-0.02064	3.745·10 <sup>-3</sup>	0.01157	3.4127·10 <sup>-3</sup>
491	-0.03353	0.02943	0.01119	3.9513·10 <sup>-3</sup>
492	0.04356	0.02012	0.01182	3.4899·10 <sup>-3</sup>
493	0.03066	0.0108	0.01145	3.02845·10 <sup>-3</sup>
494	0.01777	1.4903·10 <sup>-3</sup>	0.01108	3.567·10 <sup>-3</sup>
495	4.869·10 <sup>-3</sup>	0.02718	0.01171	3.1056·10 <sup>-3</sup>
496	-8.037·10 <sup>-3</sup>	0.01786	0.01134	3.6442·10 <sup>-3</sup>
497	-0.02093	8.5505·10 <sup>-3</sup>	0.01197	3.1828·10 <sup>-3</sup>
498	-0.03383	0.03423	0.0116	3.7214·10 <sup>-3</sup>
499	0.04327	0.02492	0.01122	...



	0	1	2	3
500	0.03037	0.01561	0.01185	$3.7986 \cdot 10^{-3}$
501	0.01747	$6.293 \cdot 10^{-3}$	0.01148	$3.3372 \cdot 10^{-3}$
502	$4.572 \cdot 10^{-3}$	0.03198	0.01111	$3.8758 \cdot 10^{-3}$
503	$-8.325 \cdot 10^{-3}$	0.02267	0.01174	$3.4144 \cdot 10^{-3}$
504	-0.02123	0.01335	0.01137	$3.953 \cdot 10^{-3}$
505	-0.03413	$4.039 \cdot 10^{-3}$	0.012	$3.4916 \cdot 10^{-3}$
506	0.04297	0.02973	0.01163	$3.03021 \cdot 10^{-3}$
507	0.03008	0.02041	0.01125	$3.5688 \cdot 10^{-3}$
508	0.01717	0.0111	0.01188	$3.1074 \cdot 10^{-3}$
509	$4.275 \cdot 10^{-3}$	$1.7836 \cdot 10^{-3}$	0.01151	$3.646 \cdot 10^{-3}$
510	$-8.622 \cdot 10^{-3}$	0.02747	0.01114	$3.1846 \cdot 10^{-3}$
511	-0.02152	0.01815	0.01177	$3.7232 \cdot 10^{-3}$
512	-0.03442	$8.841 \cdot 10^{-3}$	0.0114	$3.2618 \cdot 10^{-3}$
513	0.04268	0.03453	0.01103	$3.8004 \cdot 10^{-3}$
514	0.02978	0.02521	0.01166	$3.339 \cdot 10^{-3}$
515	0.01688	0.0159	0.01128	$3.8776 \cdot 10^{-3}$
516	$3.978 \cdot 10^{-3}$	$6.587 \cdot 10^{-3}$	0.01191	$3.4162 \cdot 10^{-3}$
517	$-8.919 \cdot 10^{-3}$	0.03227	0.01154	$3.9548 \cdot 10^{-3}$
518	-0.02182	0.02296	0.01117	$3.4934 \cdot 10^{-3}$
519	-0.03471	0.01365	0.0118	$3.03198 \cdot 10^{-3}$
520	0.04238	$4.333 \cdot 10^{-3}$	0.01143	$3.5706 \cdot 10^{-3}$
521	0.02948	0.03002	0.01106	$3.1092 \cdot 10^{-3}$
522	0.01659	0.0207	0.01168	$3.6478 \cdot 10^{-3}$
523	$3.69 \cdot 10^{-3}$	0.01139	0.01131	$3.1864 \cdot 10^{-3}$
524	$-9.216 \cdot 10^{-3}$	$2.07655 \cdot 10^{-3}$	0.01194	$3.725 \cdot 10^{-3}$
525	-0.02211	0.02776	0.01157	$3.2636 \cdot 10^{-3}$
526	-0.03501	0.01845	0.0112	$3.8022 \cdot 10^{-3}$
527	0.04209	$9.135 \cdot 10^{-3}$	0.01183	$3.3408 \cdot 10^{-3}$
528	0.02919	0.03482	0.01146	$3.8794 \cdot 10^{-3}$
529	0.01629	0.02551	0.01109	$3.4179 \cdot 10^{-3}$
530	$3.393 \cdot 10^{-3}$	0.01619	0.01171	$3.9565 \cdot 10^{-3}$
531	$-9.504 \cdot 10^{-3}$	$6.881 \cdot 10^{-3}$	0.01134	$3.4951 \cdot 10^{-3}$
532	-0.02241	0.03257	0.01197	$3.03374 \cdot 10^{-3}$
533	-0.03531	0.02325	0.0116	$3.5723 \cdot 10^{-3}$
534	0.0418	0.01394	0.01123	$3.1109 \cdot 10^{-3}$
535	0.0289	$4.6235 \cdot 10^{-3}$	0.01186	$3.6495 \cdot 10^{-3}$
536	0.01599	0.03031	0.01149	$3.1881 \cdot 10^{-3}$
537	$3.096 \cdot 10^{-3}$	0.021	0.01112	$3.7267 \cdot 10^{-3}$
538	$-9.801 \cdot 10^{-3}$	0.01168	0.01174	$3.2653 \cdot 10^{-3}$
539	-0.0227	$2.36985 \cdot 10^{-3}$	0.01137	$3.8039 \cdot 10^{-3}$
540	-0.0356	0.02806	0.011	$3.3425 \cdot 10^{-3}$
541	0.0415	0.01874	0.01163	$3.8811 \cdot 10^{-3}$
542	0.0286	$9.429 \cdot 10^{-3}$	0.01126	$3.4197 \cdot 10^{-3}$
543	0.0157	$1.1473 \cdot 10^{-4}$	0.01189	$3.9583 \cdot 10^{-3}$
544	$2.799 \cdot 10^{-3}$	0.0258	0.01152	$3.4969 \cdot 10^{-3}$
545	-0.0101	0.01649	0.01115	$3.03551 \cdot 10^{-3}$
546	-0.023	$7.175 \cdot 10^{-3}$	0.01177	$3.5741 \cdot 10^{-3}$
547	-0.03589	0.03286	0.0114	$3.1127 \cdot 10^{-3}$
548	0.0412	0.02354	0.01103	$3.6513 \cdot 10^{-3}$
549	0.0283	0.01423	0.01166	...

R\_4 =

R\_4 =

	0	1	2	3
550	0.01541	$4.9175 \cdot 10^{-3}$	0.01129	$3.7285 \cdot 10^{-3}$
551	$2.511 \cdot 10^{-3}$	0.0306	0.01192	$3.2671 \cdot 10^{-3}$
552	-0.0104	0.02129	0.01155	$3.8057 \cdot 10^{-3}$
553	-0.02329	0.01198	0.01117	$3.3443 \cdot 10^{-3}$
554	-0.03619	$2.66315 \cdot 10^{-3}$	0.0118	$3.8829 \cdot 10^{-3}$
555	0.04091	0.02835	0.01143	$3.4215 \cdot 10^{-3}$
556	0.02801	0.01904	0.01106	$3.9601 \cdot 10^{-3}$
557	0.01511	$9.723 \cdot 10^{-3}$	0.01169	$3.4987 \cdot 10^{-3}$
558	$2.214 \cdot 10^{-3}$	$4.081 \cdot 10^{-4}$	0.01132	$3.03727 \cdot 10^{-3}$
559	-0.01068	0.02609	0.01195	$3.5759 \cdot 10^{-3}$
560	-0.02359	0.01678	0.01158	$3.1145 \cdot 10^{-3}$
561	-0.03649	$7.4655 \cdot 10^{-3}$	0.0112	$3.6531 \cdot 10^{-3}$
562	0.04062	0.03315	0.01183	$3.1917 \cdot 10^{-3}$
563	0.02772	0.02384	0.01146	$3.7303 \cdot 10^{-3}$
564	0.01481	0.01453	0.01109	$3.2689 \cdot 10^{-3}$
565	$1.917 \cdot 10^{-3}$	$5.2115 \cdot 10^{-3}$	0.01172	$3.8075 \cdot 10^{-3}$
566	-0.01098	0.0309	0.01135	$3.346 \cdot 10^{-3}$
567	-0.02388	0.02158	0.01198	$3.8846 \cdot 10^{-3}$
568	-0.03678	0.01227	0.01161	$3.4232 \cdot 10^{-3}$
569	0.04032	$2.95645 \cdot 10^{-3}$	0.01123	$3.9618 \cdot 10^{-3}$
570	0.02742	0.02864	0.01186	$3.5004 \cdot 10^{-3}$
571	0.01453	0.01933	0.01149	$3.03903 \cdot 10^{-3}$
572	$1.62 \cdot 10^{-3}$	0.01001	0.01112	$3.5776 \cdot 10^{-3}$
573	-0.01128	$7.0105 \cdot 10^{-4}$	0.01175	$3.1162 \cdot 10^{-3}$
574	-0.02417	0.02639	0.01138	$3.6548 \cdot 10^{-3}$
575	-0.03707	0.01707	0.01101	$3.1934 \cdot 10^{-3}$
576	0.04002	$7.7595 \cdot 10^{-3}$	0.01164	$3.732 \cdot 10^{-3}$
577	0.02713	0.03345	0.01126	$3.2706 \cdot 10^{-3}$
578	0.01423	0.02413	0.01189	$3.8092 \cdot 10^{-3}$
579	$1.332 \cdot 10^{-3}$	0.01482	0.01152	$3.3478 \cdot 10^{-3}$
580	-0.01157	$5.5055 \cdot 10^{-3}$	0.01115	$3.8864 \cdot 10^{-3}$
581	-0.02447	0.03119	0.01178	$3.425 \cdot 10^{-3}$
582	-0.03737	0.02188	0.01141	$3.9636 \cdot 10^{-3}$
583	0.03973	0.01257	0.01104	$3.5022 \cdot 10^{-3}$
584	0.02683	$3.2494 \cdot 10^{-3}$	0.01166	$3.0408 \cdot 10^{-3}$
585	0.01393	0.02893	0.01129	$3.5794 \cdot 10^{-3}$
586	$1.035 \cdot 10^{-3}$	0.01962	0.01192	$3.118 \cdot 10^{-3}$
587	-0.01186	0.01031	0.01155	$3.6566 \cdot 10^{-3}$
588	-0.02477	$9.9435 \cdot 10^{-4}$	0.01118	$3.1952 \cdot 10^{-3}$
589	-0.03766	0.02668	0.01181	$3.7338 \cdot 10^{-3}$
590	0.03944	0.01737	0.01144	$3.2724 \cdot 10^{-3}$
591	0.02654	$8.0535 \cdot 10^{-3}$	0.01107	$3.811 \cdot 10^{-3}$
592	0.01363	0.03374	0.01169	$3.3496 \cdot 10^{-3}$
593	$7.38 \cdot 10^{-4}$	0.02443	0.01132	$3.8882 \cdot 10^{-3}$
594	-0.01216	0.01511	0.01195	$3.4268 \cdot 10^{-3}$
595	-0.02506	$5.7995 \cdot 10^{-3}$	0.01158	$3.9654 \cdot 10^{-3}$
596	-0.03796	0.03148	0.01121	$3.504 \cdot 10^{-3}$
597	0.03914	0.02217	0.01184	$3.04256 \cdot 10^{-3}$
598	0.02624	0.01286	0.01147	$3.5812 \cdot 10^{-3}$
599	0.01335	$3.542 \cdot 10^{-3}$	0.0111	...

	0	1	2	3
599	0.01335	$3.542 \cdot 10^{-3}$	0.0111	$3.1198 \cdot 10^{-3}$
600	$4.41 \cdot 10^{-4}$	0.02923	0.01172	$3.6584 \cdot 10^{-3}$
601	-0.01246	0.01991	0.01135	$3.197 \cdot 10^{-3}$
602	-0.02535	0.0106	0.01198	$3.7355 \cdot 10^{-3}$
603	-0.03825	$1.28765 \cdot 10^{-3}$	0.01161	$3.2741 \cdot 10^{-3}$
604	0.03884	0.02697	0.01124	$3.8127 \cdot 10^{-3}$
605	0.02595	0.01766	0.01187	$3.3513 \cdot 10^{-3}$
606	0.01305	$8.3475 \cdot 10^{-3}$	0.0115	$3.8899 \cdot 10^{-3}$
607	$1.53 \cdot 10^{-4}$	0.03403	0.01112	$3.4285 \cdot 10^{-3}$
608	-0.01275	0.02472	0.01175	$3.9671 \cdot 10^{-3}$
609	-0.02565	0.0154	0.01138	$3.5057 \cdot 10^{-3}$
610	-0.03855	$6.09 \cdot 10^{-3}$	0.01101	$3.04433 \cdot 10^{-3}$
611	0.03856	0.03178	0.01164	$3.5829 \cdot 10^{-3}$
612	0.02565	0.02246	0.01127	$3.1215 \cdot 10^{-3}$
613	0.01275	0.01315	0.0119	$3.6601 \cdot 10^{-3}$
614	$-1.44 \cdot 10^{-4}$	$3.836 \cdot 10^{-3}$	0.01153	$3.1987 \cdot 10^{-3}$
615	-0.01304	0.02952	0.01115	$3.7373 \cdot 10^{-3}$
616	-0.02595	0.02021	0.01178	$3.2759 \cdot 10^{-3}$
617	-0.03884	0.0109	0.01141	$3.8145 \cdot 10^{-3}$
618	0.03826	$1.58095 \cdot 10^{-3}$	0.01104	$3.3531 \cdot 10^{-3}$
619	0.02536	0.02727	0.01167	$3.8917 \cdot 10^{-3}$
620	0.01246	0.01796	0.0113	$3.4303 \cdot 10^{-3}$
621	$-4.41 \cdot 10^{-4}$	$8.638 \cdot 10^{-3}$	0.01193	$3.9689 \cdot 10^{-3}$
622	-0.01334	0.03432	0.01156	$3.5075 \cdot 10^{-3}$
R_4 = 623	-0.02624	0.02501	0.01118	$3.04609 \cdot 10^{-3}$
624	-0.03914	0.0157	0.01181	$3.5847 \cdot 10^{-3}$
625	0.03796	$6.384 \cdot 10^{-3}$	0.01144	$3.1233 \cdot 10^{-3}$
626	0.02506	0.03207	0.01107	$3.6619 \cdot 10^{-3}$
627	0.01217	0.02276	0.0117	$3.2005 \cdot 10^{-3}$
628	$-7.38 \cdot 10^{-4}$	0.01344	0.01133	$3.7391 \cdot 10^{-3}$
629	-0.01364	$4.13 \cdot 10^{-3}$	0.01196	$3.2777 \cdot 10^{-3}$
630	-0.02653	0.02982	0.01159	$3.8163 \cdot 10^{-3}$
631	-0.03943	0.0205	0.01121	$3.3549 \cdot 10^{-3}$
632	0.03766	0.01119	0.01184	$3.8935 \cdot 10^{-3}$
633	0.02477	$1.87425 \cdot 10^{-3}$	0.01147	$3.4321 \cdot 10^{-3}$
634	0.01187	0.02756	0.0111	$3.9707 \cdot 10^{-3}$
635	$-1.026 \cdot 10^{-3}$	0.01825	0.01173	$3.5093 \cdot 10^{-3}$
636	-0.01393	$8.932 \cdot 10^{-3}$	0.01136	$3.04786 \cdot 10^{-3}$
637	-0.02683	0.03462	0.01199	$3.5865 \cdot 10^{-3}$
638	-0.03973	0.0253	0.01161	$3.1251 \cdot 10^{-3}$
639	0.03738	0.01599	0.01124	$3.6636 \cdot 10^{-3}$
640	0.02447	$6.678 \cdot 10^{-3}$	0.01187	$3.2022 \cdot 10^{-3}$
641	0.01157	0.03236	0.0115	$3.7408 \cdot 10^{-3}$
642	$-1.323 \cdot 10^{-3}$	0.02305	0.01113	$3.2794 \cdot 10^{-3}$
643	-0.01422	0.01374	0.01176	$3.818 \cdot 10^{-3}$
644	-0.02713	$4.424 \cdot 10^{-3}$	0.01139	$3.3566 \cdot 10^{-3}$
645	-0.04002	0.03011	0.01102	$3.8952 \cdot 10^{-3}$
646	0.03708	0.02079	0.01164	$3.4338 \cdot 10^{-3}$
647	0.02417	0.01148	0.01127	$3.9724 \cdot 10^{-3}$
648	0.01128	$2.1672 \cdot 10^{-3}$	0.0119	...

R\_4 =

649	-1.62·10 <sup>-3</sup>	0.02785	0.01153	3.04962·10 <sup>-3</sup>
650	-0.01452	0.01854	0.01116	3.5882·10 <sup>-3</sup>
651	-0.02742	9.226·10 <sup>-3</sup>	0.01179	3.1268·10 <sup>-3</sup>
652	-0.04032	0.03491	0.01142	3.6654·10 <sup>-3</sup>
653	0.03678	0.0256	0.01105	3.204·10 <sup>-3</sup>
654	0.02389	0.01629	0.01167	3.7426·10 <sup>-3</sup>
655	0.01098	6.972·10 <sup>-3</sup>	0.0113	3.2812·10 <sup>-3</sup>
656	-1.917·10 <sup>-3</sup>	0.03266	0.01193	3.8198·10 <sup>-3</sup>
657	-0.01481	0.02334	0.01156	3.3584·10 <sup>-3</sup>
658	-0.02771	0.01403	0.01119	3.897·10 <sup>-3</sup>
659	-0.04061	4.7145·10 <sup>-3</sup>	0.01182	3.4356·10 <sup>-3</sup>
660	0.03649	0.0304	0.01145	3.9742·10 <sup>-3</sup>
661	0.02359	0.02109	0.01108	3.5128·10 <sup>-3</sup>
662	0.01069	0.01177	0.0117	3.05138·10 <sup>-3</sup>
663	-2.214·10 <sup>-3</sup>	2.4605·10 <sup>-3</sup>	0.01133	3.59·10 <sup>-3</sup>
664	-0.01511	0.02815	0.01196	3.1286·10 <sup>-3</sup>
665	-0.02801	0.01883	0.01159	3.6672·10 <sup>-3</sup>
666	-0.04091	9.52·10 <sup>-3</sup>	0.01122	3.2058·10 <sup>-3</sup>
667	0.03619	2.0538·10 <sup>-4</sup>	0.01185	3.7444·10 <sup>-3</sup>
668	0.02329	0.02589	0.01148	3.283·10 <sup>-3</sup>
669	0.0104	0.01658	0.0111	3.8216·10 <sup>-3</sup>
670	-2.502·10 <sup>-3</sup>	7.2625·10 <sup>-3</sup>	0.01173	3.3602·10 <sup>-3</sup>
671	-0.01541	0.03295	0.01136	3.8988·10 <sup>-3</sup>
672	-0.02831	0.02364	0.01199	3.4374·10 <sup>-3</sup>
673	-0.0412	0.01432	0.01162	3.976·10 <sup>-3</sup>
674	0.0359	5.0085·10 <sup>-3</sup>	0.01125	3.5146·10 <sup>-3</sup>
675	0.02299	0.0307	0.01188	3.05315·10 <sup>-3</sup>
676	0.0101	0.02138	0.01151	3.5917·10 <sup>-3</sup>
677	-2.799·10 <sup>-3</sup>	0.01207	0.01113	3.1303·10 <sup>-3</sup>
678	-0.0157	2.7538·10 <sup>-3</sup>	0.01176	3.6689·10 <sup>-3</sup>
679	-0.0286	0.02844	0.01139	3.2075·10 <sup>-3</sup>
680	-0.0415	0.01913	0.01102	3.7461·10 <sup>-3</sup>
681	0.0356	9.814·10 <sup>-3</sup>	0.01165	3.2847·10 <sup>-3</sup>
682	0.02271	4.9875·10 <sup>-4</sup>	0.01128	3.8233·10 <sup>-3</sup>
683	9.801·10 <sup>-3</sup>	0.02618	0.01191	3.3619·10 <sup>-3</sup>
684	-3.096·10 <sup>-3</sup>	0.01687	0.01154	3.9005·10 <sup>-3</sup>
685	-0.01599	7.5565·10 <sup>-3</sup>	0.01116	3.4391·10 <sup>-3</sup>
686	-0.02889	0.03324	0.01179	...

# ДОДАТОК Ж

Приклад тривимірного однорідного комп'ютерного плану експерименту на основі ЛП<sub>τ</sub>-послідовностей для побудови метамоделі рамкового накладного вихрострумового перетворювача з планарною структурою системи збудження

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
1	0.0025	0.0085	0.008	0.008	31009.94	0.6906
2	0.0138	0.00425	0.0085	0.0085	18835.46	0.4138
3	-0.00875	0.0128	0.0075	0.0075	8085.441	0.1694
4	-0.0144	0.006375	0.00875	0.00875	13674.45	0.2965
5	0.008125	0.0149	0.00775	0.00775	4902.302	0.097
6	0.0194	0.002125	0.00725	0.00725	6647.288	0.1367
7	-0.00313	0.0106	0.00825	0.00825	22690.94	0.5015
8	-0.0172	0.007438	0.007375	0.007375	3338.01	0.0614
9	0.005313	0.0159	0.008375	0.008375	5582.092	0.1125
10	0.0166	0.003188	0.008875	0.008875	13583.06	0.2944
11	-0.00594	0.0117	0.007875	0.007875	15630.97	0.3409
12	-0.0116	0.001063	0.008625	0.008625	36041.37	0.805
13	0.0109	0.009563	0.007625	0.007625	14283.95	0.3103
14	0.0222	0.005313	0.007125	0.007125	3969.277	0.0758
15	-0.00031	0.0138	0.008125	0.008125	9960.78	0.212
16	-0.00734	0.0165	0.008813	0.008813	5529.705	0.1113
17	0.0152	0.00797	0.007813	0.007813	9957.927	0.212
18	0.003909	0.0122	0.007313	0.007313	10778.6	0.2306
19	-0.0186	0.00372	0.008313	0.008313	4209.488	0.0813
20	-0.00172	0.0101	0.007063	0.007063	18701.24	0.4107
21	0.0208	0.001594	0.008063	0.008063	6645.573	0.1366
22	0.009534	0.0143	0.008563	0.008563	7021.857	0.1452
23	-0.013	0.005845	0.007563	0.007563	13403.05	0.2903
24	-0.00453	0.009032	0.008688	0.008688	31310.31	0.6974
25	0.018	0.000531	0.007688	0.007688	9062.182	0.1916
26	0.006721	0.0133	0.007188	0.007188	6560.424	0.1347
27	-0.0158	0.004782	0.008188	0.008188	8036.07	0.1683
28	0.001096	0.0154	0.007438	0.007438	5145.704	0.1025
29	0.0236	0.006907	0.008438	0.008438	4095.98	0.0787
30	0.0123	0.0112	0.008938	0.008938	13588.94	0.2945
31	-0.0102	0.002657	0.007938	0.007938	40064.69	0.8965
32	0.0215	0.0125	0.008594	0.008594	2930.087	0.0522
33	-0.00101	0.003985	0.007594	0.007594	21419.95	0.4726
34	-0.0123	0.0167	0.007094	0.007094	1755.097	0.0254
35	0.0102	0.008235	0.008094	0.008094	23040.41	0.5094
36	0.0159	0.0146	0.007344	0.007344	2300.628	0.0379
37	-0.00664	0.00611	0.008344	0.008344	29845.59	0.6641
38	-0.0179	0.0104	0.008844	0.008844	3700.771	0.0697
39	0.004611	0.00186	0.007844	0.007844	31490.17	0.7015
40	0.0243	0.0135	0.008969	0.008969	2029.414	0.0317
41	0.001798	0.005047	0.007969	0.007969	22829.54	0.5046
42	-0.00945	0.009297	0.007469	0.007469	19189.82	0.4218
43	0.013	0.000797	0.008469	0.008469	21487.92	0.4741
44	0.0187	0.0114	0.007219	0.007219	3101.137	0.0561

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
71	-0.00559	0.008102	0.008984	0.008984	32564.36	0.7259
72	-0.014	0.0113	0.007859	0.007859	5145.801	0.1025
73	0.008476	0.00279	0.008859	0.008859	34730.53	0.7752
74	0.0197	0.0155	0.008359	0.008359	1882.058	0.0283
75	-0.00277	0.00704	0.007359	0.007359	31030.49	0.6911
76	-0.0196	0.0134	0.008109	0.008109	1431.555	0.0181
77	0.002851	0.004915	0.007109	0.007109	28410.01	0.6315
78	0.0141	0.009165	0.007609	0.007609	9360.231	0.1984
79	-0.0084	0.000664	0.008609	0.008609	29356.84	0.653
80	0.001447	0.002258	0.008422	0.008422	14748.5	0.3209
81	0.0239	0.0108	0.007422	0.007422	2048.836	0.0321
82	0.0127	0.006508	0.007922	0.007922	17650.9	0.3869
83	-0.0098	0.015	0.008922	0.008922	7023.811	0.1452
84	-0.00418	0.004383	0.007672	0.007672	27287.29	0.606
85	0.0183	0.0129	0.008672	0.008672	4024.792	0.0771
86	0.007072	0.000133	0.008172	0.008172	40867.91	0.9147
87	-0.0154	0.008633	0.007172	0.007172	4116.767	0.0791
88	-0.00137	0.005445	0.008047	0.008047	24333.76	0.5388
89	0.0211	0.0139	0.007047	0.007047	1417.085	0.0178
90	0.009885	0.001195	0.007547	0.007547	23424.55	0.5181
91	-0.0126	0.009695	0.008547	0.008547	13698.09	0.297
92	-0.00699	0.00332	0.007797	0.007797	24080.68	0.533
93	0.0155	0.0118	0.008797	0.008797	7227.991	0.1499
94	0.00426	0.00757	0.008297	0.008297	32735.66	0.7298
95	-0.0182	0.0161	0.007297	0.007297	964.3027	0.007469
96	0.019	0.006773	0.008141	0.008141	6902.856	0.1425
97	-0.00348	0.0153	0.007141	0.007141	4809.798	0.0949
98	-0.0147	0.002523	0.007641	0.007641	9758.102	0.2074
99	0.007774	0.011	0.008641	0.008641	21100.9	0.4663
100	0.0246	0.000398	0.007891	0.007891	4044.2	0.0775
101	0.002149	0.008898	0.008891	0.008891	32460.64	0.7236
102	-0.0091	0.004648	0.008391	0.008391	38750.71	0.8666
103	0.0134	0.0131	0.007391	0.007391	4151.573	0.0799
104	0.0162	0.001461	0.008266	0.008266	13056.99	0.2824
105	-0.00629	0.00996	0.007266	0.007266	20621.7	0.4544
106	-0.0175	0.00571	0.007766	0.007766	4072.257	0.0781
107	0.004962	0.0142	0.008766	0.008766	10327.45	0.2204
108	0.0218	0.007835	0.007516	0.007516	3765.613	0.0712
109	-0.00066	0.0163	0.008516	0.008516	5966.037	0.1212
110	-0.0119	0.003585	0.008016	0.008016	25841.64	0.5731
111	0.0106	0.0121	0.007016	0.007016	6192.707	0.1263
112	0.006366	0.0105	0.007953	0.007953	20489.21	0.4514
113	-0.0161	0.001992	0.008953	0.008953	10517.93	0.2247
114	-0.00488	0.0147	0.008453	0.008453	8371.119	0.1759

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
45	-0.00383	0.002922	0.008219	0.008219	23288.09	0.515
46	-0.0151	0.0157	0.008719	0.008719	2711.09	0.0472
47	0.007423	0.007172	0.007719	0.007719	32798.97	0.7313
48	0.008827	0.004515	0.007281	0.007281	22599.34	0.4994
49	-0.0137	0.013	0.008281	0.008281	4783.512	0.0943
50	-0.00242	0.000266	0.008781	0.008781	17330.31	0.3796
51	0.0201	0.008765	0.007781	0.007781	4557.904	0.0892
52	0.003202	0.00239	0.008531	0.008531	18275.37	0.4011
53	-0.0193	0.0109	0.007531	0.007531	1626.892	0.0225
54	-0.00805	0.00664	0.007031	0.007031	34106.3	0.761
55	0.0145	0.0151	0.008031	0.008031	3023.317	0.0543
56	0.0116	0.003453	0.007156	0.007156	19933.89	0.4388
57	-0.0109	0.012	0.008156	0.008156	9947.189	0.2117
58	0.00039	0.007703	0.008656	0.008656	30375.22	0.6762
59	0.0229	0.0162	0.007656	0.007656	962.5135	0.007428
60	0.006014	0.005578	0.008906	0.008906	34358.44	0.7667
61	-0.0165	0.0141	0.007906	0.007906	2066.737	0.0325
62	-0.00524	0.001328	0.007406	0.007406	24919.09	0.5521
63	0.0173	0.009828	0.008406	0.008406	6916.046	0.1428
64	-0.0112	0.0145	0.007734	0.007734	4144.354	0.0798
65	0.0113	0.005977	0.008734	0.008734	24684.5	0.5468
66	0.0225	0.0102	0.008234	0.008234	3228.156	0.0589
67	0.000039	0.001727	0.007234	0.007234	18381.45	0.4035
68	-0.0168	0.0124	0.008484	0.008484	3115.724	0.0564
69	0.005664	0.003852	0.007484	0.007484	39684.64	0.8878
70	0.0169	0.0166	0.007984	0.007984	1734.276	0.025

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
115	0.0176	0.006242	0.007453	0.007453	7347.3	0.1526
116	0.012	0.0169	0.008203	0.008203	2694.87	0.0468
117	-0.0105	0.008367	0.007203	0.007203	16282.87	0.3558
118	0.000741	0.0126	0.007703	0.007703	11821.42	0.2543
119	0.0232	0.004117	0.008703	0.008703	5198.265	0.1037
120	0.003553	0.0158	0.007578	0.007578	4597.476	0.0901
121	-0.0189	0.007305	0.008578	0.008578	3503.104	0.0652
122	-0.0077	0.0116	0.008078	0.008078	16294.02	0.356
123	0.0148	0.003055	0.007078	0.007078	12073.02	0.26
124	0.009178	0.00943	0.008328	0.008328	24256.86	0.5371
125	-0.0133	0.00093	0.007328	0.007328	13730.37	0.2977
126	-0.00207	0.0137	0.007828	0.007828	9339.233	0.1979
127	0.0204	0.00518	0.008828	0.008828	7299.308	0.1515
128	-0.00435	0.0115	0.007758	0.007758	16143.1	0.3526
129	0.0181	0.002989	0.008758	0.008758	10597.61	0.2265
130	0.006897	0.0157	0.008258	0.008258	5186.209	0.1035
131	-0.0156	0.007239	0.007258	0.007258	4785.448	0.0943
132	0.001272	0.0136	0.008008	0.008008	10013.73	0.2132
133	0.0238	0.005114	0.007008	0.007008	3235.112	0.0591
134	0.0125	0.009364	0.007508	0.007508	11130.13	0.2386
135	-0.00998	0.000863	0.008508	0.008508	44250.55	0.9916
136	-0.00717	0.0147	0.007633	0.007633	5789.582	0.1172
137	0.0153	0.006176	0.008633	0.008633	13974.41	0.3033
138	0.004084	0.0104	0.008133	0.008133	23229.39	0.5137
139	-0.0184	0.001926	0.007133	0.007133	3058.729	0.0551
140	-0.00154	0.0126	0.008383	0.008383	14929.69	

Data: Таблиця\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
● 141	0,021	0,004051	0,007383	0,007383	5243,778	0,1048
● 142	0,009709	0,0168	0,007883	0,007883	2880,556	0,051
● 143	-0,0128	0,008301	0,008883	0,008883	19286,65	0,4241
● 144	-0,017	0,005644	0,00807	0,00807	5232,332	0,1045
● 145	0,005488	0,0141	0,00707	0,00707	5304,608	0,1062
● 146	0,0167	0,001395	0,00757	0,00757	10465,08	0,2235
● 147	-0,00576	0,009894	0,00857	0,00857	28651,56	0,637
● 148	-0,0114	0,003519	0,00782	0,00782	28256,37	0,628
● 149	0,0111	0,012	0,00882	0,00882	12497,35	0,2697
● 150	0,0224	0,007769	0,00832	0,00832	4336,667	0,0841
● 151	-0,00014	0,0163	0,00732	0,00732	4053,762	0,0777
● 152	-0,0198	0,002457	0,008445	0,008445	3409,537	0,0631
● 153	0,002676	0,011	0,007445	0,007445	16601,95	0,363
● 154	0,0139	0,006707	0,007945	0,007945	14263,91	0,3099
● 155	-0,00857	0,0152	0,008945	0,008945	7467,617	0,1553
● 156	-0,0142	0,004582	0,007695	0,007695	10649,43	0,2277
● 157	0,008301	0,0131	0,008695	0,008695	11564,78	0,2485
● 158	0,0196	0,000332	0,008195	0,008195	8106,377	0,1699
● 159	-0,00295	0,008832	0,007195	0,007195	25712,76	0,5702
● 160	0,0118	0,001129	0,008352	0,008352	23977,55	0,5307
● 161	-0,0107	0,009629	0,007352	0,007352	12568,04	0,2713
● 162	0,000565	0,005379	0,007852	0,007852	24101,32	0,5335
● 163	0,0231	0,0139	0,008852	0,008852	2120,192	0,0337
● 164	0,00619	0,007504	0,007602	0,007602	34972,82	0,7807
● 165	-0,0163	0,016	0,008602	0,008602	2039,257	0,0319
● 166	-0,00506	0,003254	0,008102	0,008102	26081,96	0,5786
● 167	0,0174	0,0118	0,007102	0,007102	3221,343	0,0588
● 168	0,009003	0,006441	0,008227	0,008227	25531,31	0,566
● 169	-0,0135	0,0149	0,007227	0,007227	2198,219	0,0355
● 170	-0,00225	0,002191	0,007727	0,007727	20588,71	0,4537
● 171	0,0203	0,0107	0,008727	0,008727	4572,108	0,0895
● 172	0,003378	0,000066	0,007977	0,007977	21898,4	0,4834
● 173	-0,0191	0,008566	0,008977	0,008977	3512,039	0,0654
● 174	-0,00787	0,004316	0,008477	0,008477	25810,63	0,5724
● 175	0,0146	0,0128	0,007477	0,007477	4067,019	0,078
● 176	0,0245	0,0155	0,007539	0,007539	911,8655	0,006276
● 177	0,001974	0,006973	0,008539	0,008539	28403,79	0,6313
● 178	-0,00928	0,0112	0,008039	0,008039	15061,92	0,328
● 179	0,0132	0,002723	0,007039	0,007039	15512,49	0,3382
● 180	0,0188	0,009098	0,008289	0,008289	5908,518	0,1199
● 181	-0,00365	0,000598	0,007289	0,007289	24485,93	0,5423
● 182	-0,0149	0,0133	0,007789	0,007789	2915,491	0,0518
● 183	0,007599	0,004848	0,008789	0,008789	40461,8	0,9055
● 184	0,0217	0,0102	0,007914	0,007914	3300,788	0,0606

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
● 185	-0,00084	0,00166	0,008914	0,008914	14221,55	0,3089
● 186	-0,0121	0,0144	0,008414	0,008414	4923,473	0,0975
● 187	0,0104	0,005911	0,007414	0,007414	22635,64	0,5002
● 188	0,016	0,00165	0,008164	0,008164	2026,979	0,0316
● 189	-0,00646	0,008036	0,007164	0,007164	31029,78	0,691
● 190	-0,0177	0,0123	0,007664	0,007664	1948,687	0,0298
● 191	0,004786	0,003786	0,008664	0,008664	26786,51	0,5946
● 192	-0,00119	0,007902	0,007492	0,007492	30047,5	0,6687
● 193	0,0213	0,0164	0,008492	0,008492	1427,742	0,018
● 194	0,0101	0,003652	0,008992	0,008992	22158,14	0,4893
● 195	-0,0124	0,0122	0,007992	0,007992	6438,712	0,1319
● 196	-0,00682	0,001527	0,008742	0,008742	24533,08	0,5433
● 197	0,0157	0,01	0,007742	0,007742	6781,35	0,1397
● 198	0,004435	0,005777	0,007242	0,007242	34666,37	0,7737
● 199	-0,0181	0,0143	0,008242	0,008242	1750,067	0,0253
● 200	0,001623	0,000465	0,007117	0,007117	19769,28	0,435
● 201	0,0241	0,008964	0,008117	0,008117	3007,157	0,0539
● 202	0,0129	0,004714	0,008617	0,008617	21562,71	0,4758
● 203	-0,00963	0,0132	0,007617	0,007617	6706,81	0,138
● 204	-0,004	0,006839	0,008867	0,008867	28328,55	0,6296
● 205	0,0185	0,0153	0,007867	0,007867	1861,647	0,0279
● 206	0,007248	0,002589	0,007367	0,007367	29504,56	0,6564
● 207	-0,0153	0,0111	0,008367	0,008367	5034,396	0,1
● 208	-0,0138	0,009496	0,00868	0,00868	10712	0,2291
● 209	0,008652	0,000996	0,00768	0,00768	20099,02	0,4425
● 210	0,0199	0,0137	0,00718	0,00718	1744,667	0,0252
● 211	-0,0026	0,005246	0,00818	0,00818	24571,83	0,5442
● 212	-0,0195	0,0159	0,00743	0,00743	874,3926	0,005424
● 213	0,003027	0,007371	0,00843	0,00843	30756,59	0,6848

Таблиця\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
214	0,0143	0,0116	0,00893	0,00893	9312,647	0,1973
215	-0,00822	0,003121	0,00793	0,00793	34594,72	0,7721
216	-0,011	0,0169	0,008805	0,008805	3684,339	0,0693
217	0,0115	0,008434	0,007805	0,007805	17133,26	0,3751
218	0,0227	0,0127	0,007305	0,007305	1664,575	0,0234
219	0,000214	0,004184	0,008305	0,008305	18401,2	0,4039
220	-0,0167	0,0106	0,007055	0,007055	2341,484	0,0388
221	0,005839	0,002059	0,008055	0,008055	39017,78	0,8727
222	0,0171	0,0148	0,008555	0,008555	3031,36	0,0545
223	-0,00541	0,006309	0,007555	0,007555	32411,74	0,7225
224	0,003729	0,0135	0,008898	0,008898	13616,24	0,2951
225	-0,0188	0,004981	0,007898	0,007898	3310,71	0,0608
226	-0,00752	0,009231	0,007398	0,007398	24787,67	0,5491
227	0,015	0,00073	0,008398	0,008398	16174,87	0,3533
228	0,009354	0,0114	0,007148	0,007148	9077,347	0,1919
229	-0,0131	0,002856	0,008148	0,008148	18981,06	0,4171
230	-0,0019	0,0156	0,008648	0,008648	7423,568	0,1543
231	0,0206	0,007106	0,007648	0,007648	4839,441	0,0956
232	0,006541	0,0124	0,008523	0,008523	14546,97	0,3163
233	-0,016	0,003919	0,007523	0,007523	6209,371	0,1267
234	-0,00471	0,0167	0,007023	0,007023	3154,76	0,0573
235	0,0178	0,008169	0,008023	0,008023	7023,059	0,1452
236	0,0122	0,0145	0,007273	0,007273	3184,622	0,058
237	-0,0103	0,006044	0,008273	0,008273	36679,77	0,8195
238	0,000916	0,0103	0,008773	0,008773	27986,32	0,6218
239	0,0234	0,001794	0,007773	0,007773	4503,341	0,0879
240	0,0164	0,003386	0,007211	0,007211	9679,577	0,2056
241	-0,00611	0,0119	0,008211	0,008211	16433,41	0,3592
242	-0,0174	0,007636	0,008711	0,008711	5234,778	0,1046
243	0,005137	0,0161	0,007711	0,007711	4171,411	0,0804
244	0,022	0,005511	0,008961	0,008961	6010,783	0,1222
245	-0,00049	0,014	0,007961	0,007961	8962,295	0,1893
246	-0,0117	0,001262	0,007461	0,007461	23618,31	0,5225
247	0,0108	0,009761	0,008461	0,008461	19197,76	0,422
248	0,0192	0,004449	0,007336	0,007336	6405,812	0,1312
249	-0,0033	0,0129	0,008336	0,008336	13167,11	0,2849
250	-0,0146	0,000199	0,008836	0,008836	16316,64	0,3565
251	0,00795	0,008699	0,007836	0,007836	27348,31	0,6073
252	0,0248	0,002324	0,008586	0,008586	4415,854	0,0859
253	0,002325	0,0108	0,007586	0,007586	18103,71	0,3972
254	-0,00893	0,006574	0,007086	0,007086	31522,65	0,7023
255	0,0136	0,0151	0,008086	0,008086	3398,923	0,0628
256	0,008215	0,00601	0,00791	0,00791	27465,69	0,61
257	-0,0143	0,0145	0,00891	0,00891	4132,282	0,0795

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J norm
258	-0,00304	0,00176	0,00841	0,00841	20170,65	0,4441
259	0,0195	0,0103	0,00741	0,00741	3630,966	0,0681
260	0,00259	0,003885	0,00816	0,00816	19955,71	0,4393
261	-0,0199	0,0124	0,00716	0,00716	1095,916	0,0105
262	-0,00866	0,008135	0,00766	0,00766	30850,97	0,687
263	0,0138	0,0166	0,00866	0,00866	2877,379	0,051
264	0,011	0,002822	0,007535	0,007535	23020,92	0,509
265	-0,0115	0,0113	0,008535	0,008535	12494,77	0,2696
266	-0,00022	0,007072	0,008035	0,008035	29795,29	0,663
267	0,0223	0,0156	0,007035	0,007035	923,8361	0,006549
268	0,005403	0,004947	0,008285	0,008285	34176,9	0,7626
269	-0,0171	0,0134	0,007285	0,007285	1612,313	0,0222
270	-0,00585	0,000697	0,007785	0,007785	24317,97	0,5384
271	0,0167	0,009197	0,008785	0,008785	9122,124	0,1929
272	0,0209	0,0108	0,008223	0,008223	3633,142	0,0681
273	-0,00163	0,002292	0,007223	0,007223	21035,38	0,4638
274	-0,0129	0,015	0,007723	0,007723	2877,769	0,051
275	0,009619	0,006542	0,008723	0,008723	24803,56	

Data: Таблица\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J_norm
287	0,006807	0,007604	0,007098	0,007098	29663,99	0,66
288	-0,00655	0,0153	0,008441	0,008441	6811,765	0,1404
289	0,0159	0,006807	0,007441	0,007441	8919,938	0,1884
290	0,004696	0,0111	0,007941	0,007941	18429,88	0,4046
291	-0,0178	0,002557	0,008941	0,008941	6565,155	0,1348
292	-0,00093	0,008932	0,007691	0,007691	27718,07	0,6157
293	0,0216	0,000432	0,008691	0,008691	6839,248	0,141
294	0,0103	0,0132	0,008191	0,008191	7729,396	0,1613
295	-0,0122	0,004682	0,007191	0,007191	16148,97	0,3527
296	-0,00374	0,009994	0,008066	0,008066	24853,64	0,5506
297	0,0188	0,001494	0,007066	0,007066	7002,169	0,1447
298	0,007509	0,0142	0,007566	0,007566	5604,915	0,113
299	-0,015	0,005744	0,008566	0,008566	11025,08	0,2362
300	0,001884	0,0164	0,007816	0,007816	4565,179	0,0893
301	0,0244	0,007869	0,008816	0,008816	3774,541	0,0714
302	0,0131	0,0121	0,008316	0,008316	7782,122	0,1625
303	-0,00937	0,003619	0,007316	0,007316	38871,78	0,8693
304	-0,0192	0,002025	0,007629	0,007629	3020,527	0,0542
305	0,003292	0,0105	0,008629	0,008629	26109,95	0,5792
306	0,0145	0,006275	0,008129	0,008129	13957,34	0,3029
307	-0,00796	0,0148	0,007129	0,007129	4345,557	0,0843
308	-0,0136	0,0084	0,008379	0,008379	11878,2	0,2556
309	0,008917	0,0169	0,007379	0,007379	2449,47	0,0412
310	0,0202	0,00415	0,007879	0,007879	6469,04	0,1326
311	-0,00233	0,0126	0,008879	0,008879	16751,61	0,3664
312	-0,0164	0,007337	0,007754	0,007754	4740,68	0,0933
313	0,006105	0,0158	0,008754	0,008754	6356,846	0,1301
314	0,0174	0,003087	0,008254	0,008254	10706,19	0,229
315	-0,00515	0,0116	0,007254	0,007254	13238,87	0,2865
316	-0,0108	0,000963	0,008004	0,008004	36826,93	0,8229
317	0,0117	0,009462	0,007004	0,007004	10156,26	0,2165
318	0,023	0,005212	0,007504	0,007504	3974,533	0,0759
319	0,00048	0,0137	0,008504	0,008504	11556,53	0,2483
320	0,005754	0,008534	0,007332	0,007332	28088,49	0,6242
321	-0,0167	0,000033	0,008332	0,008332	7288,214	0,1513
322	-0,0055	0,0128	0,008832	0,008832	15680,75	0,3421
323	0,017	0,004284	0,007832	0,007832	9875,415	0,2101
324	0,0114	0,0149	0,008582	0,008582	5218,45	0,1042
325	-0,0111	0,006409	0,007582	0,007582	22696,04	0,5016
326	0,000129	0,0107	0,007082	0,007082	16224,77	0,3544
327	0,0226	0,002159	0,008082	0,008082	5240,705	0,1047
328	0,002941	0,016	0,007207	0,007207	3918,19	0,0746
329	-0,0196	0,007472	0,008207	0,008207	2654,199	0,0459
330	-0,00831	0,0117	0,008707	0,008707	18939,24	0,4162

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J_norm
331	0,0142	0,003222	0,007707	0,007707	15309,14	0,3336
332	0,008566	0,009597	0,008957	0,008957	30492,97	0,6788
333	-0,0139	0,001096	0,007957	0,007957	14335,78	0,3115
334	-0,00268	0,0138	0,007457	0,007457	7875,208	0,1646
335	0,0198	0,005347	0,008457	0,008457	7274,12	0,1509
336	0,0184	0,008002	0,00852	0,00852	7460,354	0,1552
337	-0,00409	0,0165	0,00752	0,00752	3991,843	0,0763
338	-0,0153	0,003752	0,00702	0,00702	6095,616	0,1241
339	0,007158	0,0123	0,00802	0,00802	12120,31	0,2611
340	0,024	0,001627	0,00727	0,00727	3770,196	0,0713
341	0,001533	0,0101	0,00827	0,00827	25895,3	0,5743
342	-0,00972	0,005877	0,00877	0,00877	39734,64	0,889
343	0,0128	0,0144	0,00777	0,00777	3817,748	0,0723
344	0,0156	0,000564	0,008895	0,008895	16182,01	0,3535
345	-0,00691	0,009064	0,007895	0,007895	30022,02	0,6681
346	-0,0182	0,004814	0,007395	0,007395	3219,741	0,0587
347	0,004345	0,0133	0,008395	0,008395	11764,19	0,253
348	0,0212	0,006939	0,007145	0,007145	3989,329	0,0762
349	-0,00128	0,0154	0,008145	0,008145	6606,235	0,1357
350	-0,0125	0,002689	0,008645	0,008645	27392,24	0,6083
351	0,00997	0,0112	0,007645	0,007645	11006,06	0,2358
352	0,002235	0,004017	0,008801	0,008801	16756,94	0,3665
353	0,0247	0,0125	0,007801	0,007801	1623,819	0,0225
354	0,0135	0,008267	0,007301	0,007301	10622,44	0,2271
355	-0,00902	0,0168	0,008301	0,008301	3832,812	0,0727
356	-0,00339	0,006142	0,007051	0,007051	31315,47	0,6975
357	0,0191	0,0146	0,008051	0,008051	2149,738	0,0344
358	0,00786	0,001892	0,008551	0,008551	38004,08	0,8496
359	-0,0146	0,0104	0,007551	0,007551	4552,071	0,089

Таблица\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J_norm
360	-0,00058	0,00508	0,008676	0,008676	20135,12	0,4433
361	0,0219	0,0136	0,007676	0,007676	1741,884	0,0251
362	0,0107	0,00083	0,007176	0,007176	22818,3	0,5043
363	-0,0118	0,00933	0,008176	0,008176	15217,13	0,3315
364	-0,0062	0,002955	0,007426	0,007426	23550,19	0,521
365	0,0163	0,0115	0,008426	0,008426	6149,655	0,1254
366	0,005047	0,007205	0,008926	0,008926	31714,17	0,7066
367	-0,0175	0,0157	0,007926	0,007926	1415,566	0,0177
368	-0,0104	0,013	0,007113	0,007113	4984,007	0,0989
369	0,0121	0,004549	0,008113	0,008113	21945,75	0,4845
370	0,0233	0,008799	0,008613	0,008613	3776,044	0,0714
371	0,000831	0,000299	0,007613	0,007613	16398,61	0,3584
372	-0,016	0,0109	0,008863	0,008863	5288,475	0,1058
373	0,006456	0,002424	0,007863	0,007863	41111,23	0,9203
374	0,0177	0,0152	0,007363	0,007363	1729,323	0,0249
375	-0,00479	0,006674	0,008363	0,008363	30731,67	0,6843
376	-0,0132	0,012	0,007488	0,007488	4519,797	0,0883
377	0,009268	0,003487	0,008488	0,008488	22077,83	0,4875
378	0,0205	0,0162	0,008988	0,008988	1871,045	0,0281
379	-0,00198	0,007737	0,007988	0,007988	30933,78	0,6889
380	-0,0189	0,0141	0,008738	0,008738	1867,748	0,028
381	0,003643	0,005612	0,007738	0,007738	29317,25	0,6521
382	0,0149	0,009862	0,007238	0,007238	6539,421	0,1342
383	-0,00761	0,001361	0,008238	0,008238	24729,42	0,5478
384	0,0239	0,0164	0,007168	0,007168	708,261	0,001647
385	0,001357	0,007936	0,008168	0,008168	31521,07	0,7022
386	-0,00989	0,0122	0,008668	0,008668	13868,97	0,3009
387	0,0126	0,003686	0,007668	0,007668	19150,7	0,421
388	0,0182	0,0101	0,008918	0,008918	6802,149	0,1402
389	-0,00427	0,001561	0,007918	0,007918	24456,41	0,5416
390	-0,0155	0,0143	0,007418	0,007418	1936,411	0,0296
391	0,006982	0,005811	0,008418	0,008418	39877,73	0,8922
392	0,021	0,008998	0,007293	0,007293	3437,389	0,0637
393	-0,00146	0,000498	0,008293	0,008293	16592,48	0,3628
394	-0,0127	0,0132	0,008793	0,008793	6852,361	0,1413
395	0,009795	0,004748	0,007793	0,007793	23773,88	0,5261
396	0,0154	0,0154	0,008543	0,008543	3157,817	0,0573
397	-0,00708	0,006873	0,007543	0,007543	33666,13	0,751
398	-0,0183	0,0111	0,007043	0,007043	1580,266	0,0215
399	0,00417	0,002623	0,008043	0,008043	26706,49	0,5928
400	0,0112	0,001029	0,00898	0,00898	24612,1	0,5451
401	-0,0113	0,009529	0,00798	0,00798	15227,52	0,3318
402	-0,00005	0,005279	0,00748	0,00748	25250,66	0,5597
403	0,0225	0,0138	0,00848	0,00848	2056,948	0,0323

	1 x	2 y	3 a	4 b	5 J	6 J_norm
404	0,005578	0,007404	0,00723	0,00723	33591,59	0,7493
405	-0,0169	0,0159	0,00823	0,00823	1655,802	0,0232
406	-0,00567	0,003154	0,00873	0,00873	25693,71	0,5697
407	0,0168	0,0117	0,00773	0,00773	4392,408	0,0854
408	0,008391	0,008466	0,008605	0,008605	32342,27	0,7209
409	-0,0141	0,017	0,007605	0,007605	1634,273	0,0227
410	-0,00286	0,004216	0,007105	0,007105	26556,72	0,5893
411	0,0196	0,0127	0,008105	0,008105	2976,623	0,0532
412	0,002766	0,002091	0,007355	0,007355	23050,93	0,5096
413	-0,0197	0,0106	0,008355	0,008355	2069,494	0,0326
414	-0,00848	0,006341	0,008855	0,008855	29952,22	0,6665
415	0,014	0,0148	0,007855	0,007855	3154,534	0,0573
416	-0,0162	0,005013	0,008699	0,008699	8492,444	0,1786
417	0,00628	0,0135	0,007699	0,007699	7815,072	0,1632
418	0,0175	0,000764	0,007199	0,007199	8642,407	0,182
419	-0,00497	0,009263	0,008199	0,008199	29369,56	0,6533
420	-0,0106	0,002888	0,007449	0,007449	31762,2	0,7077
421	0,0119	0,0114	0,008449	0,008449	11391,31	0,2445
422	0,0232	0,007138	0,008949	0,008949	4741,142	0,0933
423	0,000655					

Data: Таблица_а_7_9_навч_під_кот* (21v by 2076с)						
	1	2	3	4	5	6
	x	y	a	b	J	J norm
432	-0,00357	0,0119	0,007387	0,007387	12845,14	0,2776
433	0,0189	0,00342	0,008387	0,008387	8719,4	0,1838
434	0,007684	0,0162	0,008887	0,008887	5627,502	0,1135
435	-0,0148	0,00767	0,007887	0,007887	7355,096	0,1528
436	0,002059	0,014	0,008637	0,008637	10977,64	0,2351
437	0,0246	0,005545	0,007637	0,007637	3342,755	0,0615
438	0,0133	0,009795	0,007137	0,007137	7954,912	0,1664
439	-0,00919	0,001295	0,008137	0,008137	42646,06	0,9552
440	-0,00638	0,013	0,007012	0,007012	7618,761	0,1588
441	0,0161	0,004483	0,008012	0,008012	11645,84	0,2503
442	0,004872	0,008733	0,008512	0,008512	32864,55	0,7328
443	-0,0176	0,000232	0,007512	0,007512	4345,009	0,0843
444	-0,00075	0,0109	0,008762	0,008762	24820,86	0,5499
445	0,0217	0,002358	0,007762	0,007762	5450,519	0,1095
446	0,0105	0,0151	0,007262	0,007262	3174,255	0,0577
447	-0,012	0,006608	0,008262	0,008262	22811,76	0,5042
448	0,0158	0,003021	0,00759	0,00759	11746,95	0,2526
449	-0,00673	0,0115	0,00859	0,00859	20232,46	0,4456
450	-0,018	0,007271	0,00809	0,00809	3687,869	0,0694
451	0,004521	0,0158	0,00709	0,00709	3693,608	0,0695
452	0,0214	0,005146	0,00834	0,00834	5828,772	0,1181
453	-0,0011	0,0136	0,00734	0,00734	8009,242	0,1676
454	-0,0124	0,000896	0,00784	0,00784	22450,01	0,496
455	0,0101	0,009396	0,00884	0,00884	24901,3	0,5517
456	0,0186	0,006208	0,007965	0,007965	7315,402	0,1519
457	-0,00392	0,0147	0,008965	0,008965	10065,65	0,2144
458	-0,0152	0,001958	0,008465	0,008465	11738,72	0,2524
459	0,007333	0,0105	0,007465	0,007465	16242,39	0,3548
460	0,0242	0,004083	0,008215	0,008215	4213,442	0,0813
461	0,001708	0,0126	0,007215	0,007215	9918,772	0,2111
462	-0,00954	0,008333	0,007715	0,007715	26484,51	0,5877
463	0,013	0,0168	0,008715	0,008715	3027,319	0,0544
464	0,003117	0,0142	0,008277	0,008277	9201,21	0,1947
465	-0,0194	0,005678	0,007277	0,007277	2222,653	0,0361
466	-0,00813	0,009928	0,007777	0,007777	22512,43	0,4974
467	0,0144	0,001428	0,008777	0,008777	18878,12	0,4148
468	0,008742	0,0121	0,007527	0,007527	9276,891	0,1965
469	-0,0138	0,003553	0,008527	0,008527	17680,11	0,3875
470	-0,00251	0,0163	0,008027	0,008027	5101,068	0,1015
471	0,02	0,007803	0,007027	0,007027	4139,17	0,0797
472	0,005929	0,011	0,008152	0,008152	19459,78	0,428
473	-0,0166	0,002491	0,007152	0,007152	4836,56	0,0955
474	-0,00532	0,0152	0,007652	0,007652	5524,918	0,1112
475	0,0172	0,006741	0,008652	0,008652	10178,48	0,217
	1	2	3	4	5	6
	x	y	a	b	J	J norm
476	0,0116	0,0131	0,007902	0,007902	6198,091	0,1265
477	-0,0109	0,004615	0,008902	0,008902	40752,83	0,9121
478	0,000304	0,008866	0,008402	0,008402	31074,84	0,6921
479	0,0228	0,000365	0,007402	0,007402	4548,668	0,089
480	-0,0131	0,009663	0,008059	0,008059	9637,75	0,2047
481	0,009444	0,001162	0,007059	0,007059	22895,56	0,5061
482	0,0207	0,0139	0,007559	0,007559	1782,769	0,0261
483	-0,00181	0,005413	0,008559	0,008559	22648,61	0,5005
484	-0,0187	0,016	0,007809	0,007809	1090,267	0,0103
485	0,003819	0,007538	0,008809	0,008809	30811,8	0,6861
486	0,0151	0,0118	0,008309	0,008309	6508,696	0,1335
487	-0,00743	0,003288	0,007309	0,007309	31710,71	0,7065
488	-0,0102	0,015	0,008434	0,008434	5550,953	0,1118
489	0,0123	0,006475	0,007434	0,007434	16688,67	0,365
490	0,0235	0,0107	0,007934	0,007934	2500,282	0,0424
491	0,001006	0,002225	0,008934	0,008934	12948,01	0,2799
492	-0,0159	0,0086	0,007684	0,007684	4599,644	0,0901
493	0,006631	0,0001	0,008684	0,008684	40524,8	0,9069
494	0,0179	0,0129	0,008184	0,008184	3626,192	0,068
495	-0,00462	0,00435	0,007184	0,007184	28667,47	0,6373
496	-0,0004	0,007006	0,007871	0,007871	29930,49	0,6661
497	0,0221	0,0155	0,008871	0,008871	1767,806	0,0257
498	0,0108	0,002756	0,008371	0,008371	24462,75	0,5417
499	-0,0117	0,0113	0,007371	0,007371	6922,673	0,1429
500	-0,00603	0,000631	0,008121	0,008121	24689,1	0,5469
501	0,0165	0,009131	0,007121	0,007121	5699,096	0,1151
502	0,005223	0,004881	0,007621	0,007621	36828,6	0,8229
503	-0,0173	0,0134	0,008621	0,008621	2605,668	0,0448
504	0,00241	0,001693	0,007746	0,007746	19170,91	0,4214
505	0,0249	0,0102	0,008746	0,008746	2815,119	0,0495
506	0,0137	0,005943	0,008246	0,008246	16935,25	0,3706
507	-0,00884	0,0144	0,007246	0,007246	4557,563	0,0892
508	-0,00322	0,008068	0,008496	0,008496	31292,52	0,697

Data: Таблица_а_7_9_навч_під_кот* (21v by 2076с)						
	1	2	3	4	5	6
	x	y	a	b	J	J norm
509	0,0193	0,0166	0,007496	0,007496	1184,385	0,0125
510	0,008035	0,003818	0,007996	0,007996	28146,84	0,6255
511	-0,0145	0,0123	0,008996	0,008996	6368,713	0,1303
512	0,0167	0,0158	0,007076	0,007076	1507,42	0,0198
513	-0,00581	0,007256	0,008076	0,008076	33326,79	0,7433
514	-0,0171	0,0115	0,008576	0,008576	3471,255	0,0645
515	0,005443	0,003006	0,007576	0,007576	38917,95	0,8704
516	0,0223	0,009381	0,008826	0,008826	4238,973	0,0819
517	-0,00018	0,00088	0,007826	0,007826	16108,63	0,3518
518	-0,0114	0,0136	0,007326	0,007326	4087,943	0,0785
519	0,0111	0,005131	0,008326	0,008326	24369,44	0,5396
520	0,0139	0,0104	0,007451	0,007451	7284,278	0,1512
521	-0,00862	0,001943	0,008451	0,008451	33977,45	0,7581
522	-0,0199	0,0147	0,008951	0,008951	1585,527	0,0216
523	0,002631	0,006193	0,007951	0,007951	28054,08	0,6234
524	0,0195	0,0168	0,008701	0,008701	1675,716	0,0236
525	-0,00299	0,008318	0,007701	0,007701	29908,35	0,6655
526	-0,0142	0,0126	0,007201	0,007201	2948,483	0,0526
527	0,008256	0,004068	0,008201	0,008201	28192,46	0,6265
528	0,006852	0,001411	0,008764	0,008764	41156,02	0,9213
529	-0,0156	0,009911	0,007764	0,007764	4240,367	0,082
530	-0,0044	0,005661	0,007264	0,007264	31217,32	0,6953
531	0,0181	0,0142	0,008264	0,008264	2818,751	0,0496
532	0,0125	0,007786	0,007014	0,007014	12154,91	0,2619
533	-0,01	0,0163	0,008014	0,008014	3514,697	0,0655
534	0,001227	0,003536	0,008514	0,008514	16085,81	0,3513
535	0,0237	0,012	0,007514	0,007514	1782,926	0,0261
536	0,004039	0,006724	0,008639	0,008639	29141,21	0,6481
537	-0,0185	0,0152	0,007639	0,007639	1175,313	0,0123
538	-0,00721	0,002474	0,007139	0,007139	30895,82	0,688
539	0,0153	0,011	0,008139	0,008139	6954,103	0,1437
540	0,009664	0,000349	0,007389	0,007389	23088,12	0,5105
541	-0,0128	0,008849	0,008389	0,008389	13874,73	0,301
542	-0,00159	0,004599	0,008889	0,008889	19017,15	0,4179
543	0,0209	0,0131	0,007889	0,007889	2260,006	0,0369
544	-0,00932	0,005396	0,008545	0,008545	38887,18	0,8697
545	0,0132	0,0139	0,007545	0,007545	3777,381	0,0714
546	0,0244	0,001146	0,007045	0,007045	3442,66	0,0638
547	0,001929	0,009646	0,008045	0,008045	26911,32	0,5974
548	-0,0149	0,003271	0,007295	0,007295	7793,892	0,1627
549	0,007554	0,0118	0,008295	0,008295	15179,46	0,3307
550	0,0188	0,007521	0,008795	0,008795	7861,35	0,1643
551	-0,0037	0,016	0,007795	0,007795	4979,806	0,0988
552	-0,0121	0,002208	0,00892	0,00892	33597,48	0,7494
	1	2	3	4	5	6
	x	y	a	b	J	J norm
553	0,0104	0,0107	0,00792	0,00792	13339,57	0,2888
554	0,0216	0,006458	0,00742	0,00742	4239,456	0,0819
555	-0,00088	0,015	0,00842	0,00842	8157,642	0,171
556	-0,0178	0,004333	0,00717	0,00717	3337,781	0,0614
557	0,004741	0,0128	0,00817	0,00817	12222,32	0,2634
558	0,016	0,000083	0,00867	0,00867	14673,18	0,3192
559	-0,00651	0,008583	0,00767	0,00767	31136,8	0,6935
560	0,000525	0,0112	0,007357	0,007357	15225,98	0,3317
561	0,023	0,002739	0,008357	0,008357	5202,968	0,1038
562	0,0118	0,0155	0,008857	0,008857	4846,516	0,0957
563	-0,0107	0,006989	0,007857	0,007857	26632,7	0,5911
564	-0,0051	0,0134	0,008607	0,008607	12622,72	0,2725
565	0,0174	0,004864	0,007607	0,007607	8603,451	0,1812
566	0,00615	0,009114	0,007107	0,007107	22379,22	0,4944
567	-0,0164	0,000614	0,008107	0,008107	7497,909	0,156
568	-0,00229	0,0144	0,007232	0,007232		



Data: Таблиця\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

Table with columns 1 x, 2 y, 3 a, 4 b, 5 J, 6 J norm. Rows 585 to 628.

Data: Таблиця\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

Table with columns 1 x, 2 y, 3 a, 4 b, 5 J, 6 J norm. Rows 629 to 663.

Data: Таблиця\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

Table with columns 1 x, 2 y, 3 a, 4 b, 5 J, 6 J norm. Rows 664 to 707.

Data: Таблиця\_а\_7\_9\_навч\_під\_кот\* (21v by 2076с)

Table with columns 1 x, 2 y, 3 a, 4 b, 5 J, 6 J norm. Rows 708 to 739.







## ДОДАТОК 3

Вагові коефіцієнти RBF-нейронної мережі метамоделі, отриманої в результаті адитивної регресії гіперповерхні відгуку для рамкового накладного вихрострумового перетворювача з планарною структурою системи збудження

Weight	Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1	x -> hidden neuron 1	0,363300	x -> hidden neuron 1	0,308600	x -> hidden neuron 1	0,440900
2	y -> hidden neuron 1	0,034689	y -> hidden neuron 1	0,699560	y -> hidden neuron 1	0,687702
3	a -> hidden neuron 1	0,144153	a -> hidden neuron 1	0,604947	a -> hidden neuron 1	0,615127
4	x -> hidden neuron 2	0,671111	x -> hidden neuron 2	0,539100	x -> hidden neuron 2	0,975556
5	y -> hidden neuron 2	0,184702	y -> hidden neuron 2	0,444486	y -> hidden neuron 2	0,634670
6	a -> hidden neuron 2	0,121230	a -> hidden neuron 2	0,648017	a -> hidden neuron 2	0,210724
7	x -> hidden neuron 3	0,344200	x -> hidden neuron 3	0,088889	x -> hidden neuron 3	0,893333
8	y -> hidden neuron 3	0,167093	y -> hidden neuron 3	0,229371	y -> hidden neuron 3	0,242806
9	a -> hidden neuron 3	0,173982	a -> hidden neuron 3	0,259791	a -> hidden neuron 3	0,439665
10	x -> hidden neuron 4	0,962222	x -> hidden neuron 4	0,715556	x -> hidden neuron 4	0,171111
11	y -> hidden neuron 4	0,611575	y -> hidden neuron 4	0,475331	y -> hidden neuron 4	0,413999
12	a -> hidden neuron 4	0,181790	a -> hidden neuron 4	0,842682	a -> hidden neuron 4	0,526695
13	x -> hidden neuron 5	0,460900	x -> hidden neuron 5	0,467300	x -> hidden neuron 5	0,022222
14	y -> hidden neuron 5	0,741050	y -> hidden neuron 5	0,512486	y -> hidden neuron 5	0,231086
15	a -> hidden neuron 5	0,351458	a -> hidden neuron 5	0,009317	a -> hidden neuron 5	0,912970
16	x -> hidden neuron 6	0,365200	x -> hidden neuron 6	0,906667	x -> hidden neuron 6	0,168889
17	y -> hidden neuron 6	0,699853	y -> hidden neuron 6	0,092423	y -> hidden neuron 6	0,717164
18	a -> hidden neuron 6	0,193101	a -> hidden neuron 6	0,530455	a -> hidden neuron 6	0,496350
19	x -> hidden neuron 7	0,470200	x -> hidden neuron 7	0,706667	x -> hidden neuron 7	0,948889
20	y -> hidden neuron 7	0,175898	y -> hidden neuron 7	0,911635	y -> hidden neuron 7	0,893936
21	a -> hidden neuron 7	0,131941	a -> hidden neuron 7	0,929423	a -> hidden neuron 7	0,576068
22	x -> hidden neuron 8	0,866667	x -> hidden neuron 8	0,975556	x -> hidden neuron 8	0,837778
23	y -> hidden neuron 8	0,328772	y -> hidden neuron 8	0,196623	y -> hidden neuron 8	0,224274
24	a -> hidden neuron 8	0,362169	a -> hidden neuron 8	0,045589	a -> hidden neuron 8	0,841564
25	x -> hidden neuron 9	0,873333	x -> hidden neuron 9	0,751111	x -> hidden neuron 9	0,064444
26	y -> hidden neuron 9	0,976459	y -> hidden neuron 9	0,888071	y -> hidden neuron 9	0,091217
27	a -> hidden neuron 9	0,247755	a -> hidden neuron 9	0,203470	a -> hidden neuron 9	0,865099
28	x -> hidden neuron 10	0,888889	x -> hidden neuron 10	0,555700	x -> hidden neuron 10	0,126667
29	y -> hidden neuron 10	0,841099	y -> hidden neuron 10	0,693669	y -> hidden neuron 10	0,852689
30	a -> hidden neuron 10	0,965766	a -> hidden neuron 10	0,056863	a -> hidden neuron 10	0,956034
31	x -> hidden neuron 11	0,708889	x -> hidden neuron 11	0,975556	x -> hidden neuron 11	0,320800
32	y -> hidden neuron 11	0,670427	y -> hidden neuron 11	0,964654	y -> hidden neuron 11	0,846797
33	a -> hidden neuron 11	0,724828	a -> hidden neuron 11	0,081370	a -> hidden neuron 11	0,041071
34	x -> hidden neuron 12	0,100000	x -> hidden neuron 12	0,148889	x -> hidden neuron 12	0,531300
35	y -> hidden neuron 12	0,688083	y -> hidden neuron 12	0,412239	y -> hidden neuron 12	0,717164
36	a -> hidden neuron 12	0,847049	a -> hidden neuron 12	0,778429	a -> hidden neuron 12	0,156043
37	x -> hidden neuron 13	0,944444	x -> hidden neuron 13	0,037778	x -> hidden neuron 13	0,891111
38	y -> hidden neuron 13	0,658657	y -> hidden neuron 13	0,752579	y -> hidden neuron 13	0,687702
39	a -> hidden neuron 13	0,315222	a -> hidden neuron 13	0,909846	a -> hidden neuron 13	0,102663
40	x -> hidden neuron 14	0,028889	x -> hidden neuron 14	0,142222	x -> hidden neuron 14	0,372100
41	y -> hidden neuron 14	0,941148	y -> hidden neuron 14	0,858616	y -> hidden neuron 14	0,640562
42	a -> hidden neuron 14	0,404210	a -> hidden neuron 14	0,264208	a -> hidden neuron 14	0,274319
43	x -> hidden neuron 15	0,820000	x -> hidden neuron 15	0,377900	x -> hidden neuron 15	0,284200
44	v -> hidden neuron 15	0,346881	v -> hidden neuron 15	0,488551	v -> hidden neuron 15	0,144037

Weight	Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
45	a -> hidden neuron 15	0,541546	a -> hidden neuron 15	0,349042	a -> hidden neuron 15	0,068953
46	x -> hidden neuron 16	0,602100	x -> hidden neuron 16	0,371100	x -> hidden neuron 16	0,877778
47	y -> hidden neuron 16	0,629231	y -> hidden neuron 16	0,758470	y -> hidden neuron 16	0,605208
48	a -> hidden neuron 16	0,385191	a -> hidden neuron 16	0,667694	a -> hidden neuron 16	0,204915
49	x -> hidden neuron 17	0,361800	x -> hidden neuron 17	0,517600	x -> hidden neuron 17	0,304200
50	y -> hidden neuron 17	0,204211	y -> hidden neuron 17	0,617086	y -> hidden neuron 17	0,024212
51	a -> hidden neuron 17	0,484890	a -> hidden neuron 17	0,814772	a -> hidden neuron 17	0,094861
52	x -> hidden neuron 18	0,068889	x -> hidden neuron 18	0,519000	x -> hidden neuron 18	0,786667
53	y -> hidden neuron 18	0,935263	y -> hidden neuron 18	0,356958	y -> hidden neuron 18	0,593423
54	a -> hidden neuron 18	0,615319	a -> hidden neuron 18	0,786762	a -> hidden neuron 18	0,785380
55	x -> hidden neuron 19	0,728889	x -> hidden neuron 19	0,220000	x -> hidden neuron 19	0,637700
56	y -> hidden neuron 19	0,846984	y -> hidden neuron 19	0,310490	y -> hidden neuron 19	0,408189
57	a -> hidden neuron 19	0,384691	a -> hidden neuron 19	0,582359	a -> hidden neuron 19	0,728095
58	x -> hidden neuron 20	0,793333	x -> hidden neuron 20	0,632800	x -> hidden neuron 20	0,928889
59	y -> hidden neuron 20	0,320468	y -> hidden neuron 20	0,162874	y -> hidden neuron 20	0,265344
60	a -> hidden neuron 20	0,276684	a -> hidden neuron 20	0,930427	a -> hidden neuron 20	0,550130
61	x -> hidden neuron 21	0,276400	x -> hidden neuron 21	0,249000	x -> hidden neuron 21	0,430700
62	y -> hidden neuron 21	0,449931	y -> hidden neuron 21	0,740797	y -> hidden neuron 21	0,568563
63	a -> hidden neuron 21	0,452058	a -> hidden neuron 21	0,949000	a -> hidden neuron 21	0,184385
64	x -> hidden neuron 22	0,984444	x -> hidden neuron 22	0,394000	x -> hidden neuron 22	0,228000
65	y -> hidden neuron 22	0,794017	y -> hidden neuron 22	0,482141	y -> hidden neuron 22	0,151350
66	a -> hidden neuron 22	0,984885	a -> hidden neuron 22	0,912255	a -> hidden neuron 22	0,937907
67	x -> hidden neuron 23	0,222700	x -> hidden neuron 23	0,495600	x -> hidden neuron 23	0,084444

Weight	Network weights (Таблиця а_7_9_відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
67	x → hidden neuron 23	0,222700	x → hidden neuron 23	0,495600	x → hidden neuron 23	0,084444
68	y → hidden neuron 23	0,050316	y → hidden neuron 23	0,976436	y → hidden neuron 23	0,293693
69	a → hidden neuron 23	0,754157	a → hidden neuron 23	0,998594	a → hidden neuron 23	0,850377
70	x → hidden neuron 24	0,115556	x → hidden neuron 24	0,406700	x → hidden neuron 24	0,884444
71	y → hidden neuron 24	0,046895	y → hidden neuron 24	0,228870	y → hidden neuron 24	0,946968
72	a → hidden neuron 24	0,487793	a → hidden neuron 24	0,987752	a → hidden neuron 24	0,305165
73	x → hidden neuron 25	0,308600	x → hidden neuron 25	0,802222	x → hidden neuron 25	0,177778
74	y → hidden neuron 25	0,699853	y → hidden neuron 25	0,882180	y → hidden neuron 25	0,387653
75	a → hidden neuron 25	0,605610	a → hidden neuron 25	0,456364	a → hidden neuron 25	0,631351
76	x → hidden neuron 26	0,857778	x → hidden neuron 26	0,343300	x → hidden neuron 26	0,314900
77	y → hidden neuron 26	0,364890	y → hidden neuron 26	0,517393	y → hidden neuron 26	0,658239
78	a → hidden neuron 26	0,482388	a → hidden neuron 26	0,053430	a → hidden neuron 26	0,563349
79	x → hidden neuron 27	0,533700	x → hidden neuron 27	0,246100	x → hidden neuron 27	0,766667
80	y → hidden neuron 27	0,629231	y → hidden neuron 27	0,385800	y → hidden neuron 27	0,888044
81	a → hidden neuron 27	0,781984	a → hidden neuron 27	0,040198	a → hidden neuron 27	0,515879
82	x → hidden neuron 28	0,122222	x → hidden neuron 28	0,686667	x → hidden neuron 28	0,015556
83	y → hidden neuron 28	0,629231	y → hidden neuron 28	0,304681	y → hidden neuron 28	0,025194
84	a → hidden neuron 28	0,123132	a → hidden neuron 28	0,258787	a → hidden neuron 28	0,690439
85	x → hidden neuron 29	0,307600	x → hidden neuron 29	0,396500	x → hidden neuron 29	0,523900
86	y → hidden neuron 29	0,293555	y → hidden neuron 29	0,605304	y → hidden neuron 29	0,299102
87	a → hidden neuron 29	0,858760	a → hidden neuron 29	0,285291	a → hidden neuron 29	0,745220
88	x → hidden neuron 30	0,693333	x → hidden neuron 30	0,193333	x → hidden neuron 30	0,113333
89	y → hidden neuron 30	0,437725	y → hidden neuron 30	0,322207	y → hidden neuron 30	0,781980
90	a → hidden neuron 30	0,941342	a → hidden neuron 30	0,515697	a → hidden neuron 30	0,394598
91	x → hidden neuron 31	0,180000	x → hidden neuron 31	0,986667	x → hidden neuron 31	0,984444
92	y → hidden neuron 31	0,210514	y → hidden neuron 31	0,829161	y → hidden neuron 31	0,611100
93	a → hidden neuron 31	0,507813	a → hidden neuron 31	0,107392	a → hidden neuron 31	0,710769
94	x → hidden neuron 32	0,576200	x → hidden neuron 32	0,900000	x → hidden neuron 32	0,607900
95	y → hidden neuron 32	0,646886	y → hidden neuron 32	0,952872	y → hidden neuron 32	0,246312
96	a → hidden neuron 32	0,576281	a → hidden neuron 32	0,995081	a → hidden neuron 32	0,809817
97	x → hidden neuron 33	0,133333	x → hidden neuron 33	0,587900	x → hidden neuron 33	0,613800
98	y → hidden neuron 33	0,805788	y → hidden neuron 33	0,141342	y → hidden neuron 33	0,923398
99	a → hidden neuron 33	0,512718	a → hidden neuron 33	0,430361	a → hidden neuron 33	0,068462
100	x → hidden neuron 34	0,046667	x → hidden neuron 34	0,314900	x → hidden neuron 34	0,744444
101	y → hidden neuron 34	0,658657	y → hidden neuron 34	0,658323	y → hidden neuron 34	0,010519
102	a → hidden neuron 34	0,571876	a → hidden neuron 34	0,562280	a → hidden neuron 34	0,171165
103	x → hidden neuron 35	0,033333	x → hidden neuron 35	0,627000	x → hidden neuron 35	0,324700
104	y → hidden neuron 35	0,894066	y → hidden neuron 35	0,352551	y → hidden neuron 35	0,994108
105	a → hidden neuron 35	0,319126	a → hidden neuron 35	0,453954	a → hidden neuron 35	0,702256
106	x → hidden neuron 36	0,171111	x → hidden neuron 36	0,314500	x → hidden neuron 36	0,791111
107	y → hidden neuron 36	0,414714	y → hidden neuron 36	0,039613	y → hidden neuron 36	0,664132
108	a → hidden neuron 36	0,526431	a → hidden neuron 36	0,391207	a → hidden neuron 36	0,023475
109	x → hidden neuron 37	0,449200	x → hidden neuron 37	0,800000	x → hidden neuron 37	0,757778
110	y → hidden neuron 37	0,245732	y → hidden neuron 37	0,003423	y → hidden neuron 37	0,538311

Weight	Network weights (Таблиця а_7_9_відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
111	a → hidden neuron 37	0,652456	a → hidden neuron 37	0,835353	a → hidden neuron 37	0,304664
112	x → hidden neuron 38	0,376000	x → hidden neuron 38	0,442400	x → hidden neuron 38	0,441900
113	y → hidden neuron 38	0,782247	y → hidden neuron 38	0,572574	y → hidden neuron 38	0,342176
114	a → hidden neuron 38	0,301609	a → hidden neuron 38	0,766683	a → hidden neuron 38	0,866501
115	x → hidden neuron 39	0,484400	x → hidden neuron 39	0,520000	x → hidden neuron 39	0,415000
116	y → hidden neuron 39	0,296557	y → hidden neuron 39	0,640650	y → hidden neuron 39	0,208648
117	a → hidden neuron 39	0,484390	a → hidden neuron 39	0,536780	a → hidden neuron 39	0,419034
118	x → hidden neuron 40	0,166667	x → hidden neuron 40	0,140000	x → hidden neuron 40	0,011111
119	y → hidden neuron 40	0,309263	y → hidden neuron 40	0,593522	y → hidden neuron 40	0,303009
120	a → hidden neuron 40	0,248756	a → hidden neuron 40	0,213208	a → hidden neuron 40	0,764850
121	x → hidden neuron 41	0,423800	x → hidden neuron 41	0,120000	x → hidden neuron 41	0,737778
122	y → hidden neuron 41	0,525168	y → hidden neuron 41	0,611195	y → hidden neuron 41	0,545623
123	a → hidden neuron 41	0,345552	a → hidden neuron 41	0,273545	a → hidden neuron 41	0,944718
124	x → hidden neuron 42	0,288100	x → hidden neuron 42	0,673333	x → hidden neuron 42	0,473100
125	y → hidden neuron 42	0,000489	y → hidden neuron 42	0,391208	y → hidden neuron 42	0,436036
126	a → hidden neuron 42	0,659363	a → hidden neuron 42	0,421125	a → hidden neuron 42	0,459695
127	x → hidden neuron 43	0,439000	x → hidden neuron 43	0,208889	x → hidden neuron 43	0,693333
128	y → hidden neuron 43	0,082069	y → hidden neuron 43	0,018342	y → hidden neuron 43	0,823227
129	a → hidden neuron 43	0,538643	a → hidden neuron 43	0,487988	a → hidden neuron 43	0,016134
130	x → hidden neuron 44	0,297400	x → hidden neuron 44	0,713333	x → hidden neuron 44	0,973333
131	y → hidden neuron 44	0,994115	y → hidden neuron 44	0,136435	y → hidden neuron 44	0,935183
132	a → hidden neuron 44	0,346053	a → hidden neuron 44	0,388196	a → hidden neuron 44	0,960441
133	x → hidden neuron 45	0,004444	x → hidden neuron 45	0,340800	x → hidden neuron 45	0,456100
134	y → hidden neuron 45	0,144082	y → hidden neuron 45	0,611195	y → hidden neuron 45	0,658239
135	a → hidden neuron 45	0,722926	a → hidden neuron 45	0,931431	a → hidden neuron 45	0,178476
136	x → hidden neuron 46	0,228000	x → hidden neuron 46	0,505400	x → hidden neuron 46	0,802222
137	y → hidden neuron 46	0,152386	y → hidden neuron 46	0,374584	y → hidden neuron 46	0,357802
138	a → hidden neuron 46	0,937438	a → hidden neuron 46	0,125965	a → hidden neuron 46	0,381378
139	x → hidden neuron 47	0,786667	x → hidden neuron 47	0,871111	x → hidden neuron 47	0,920000
140	y → hidden neuron 47	0,270644	y → hidden neuron 47	0,729015	y → hidden neuron 47	0,935183
141	a → hidden neuron 47	0,191600	a → hidden neuron 47	0,419619	a → hidden neuron 47	0,371664
142	x → hidden neuron 48	0,891111	x → hidden neuron 48	0,115556	x → hidden neuron 48	0,708889

Network weights (Таблиця а 7 9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
143	y -> hidden neuron 48	0,254036	y -> hidden neuron 48	0,077749	y -> hidden neuron 48	0,462982
144	a -> hidden neuron 48	0,491697	a -> hidden neuron 48	0,611774	a -> hidden neuron 48	0,250884
145	x -> hidden neuron 49	0,693333	x -> hidden neuron 49	0,097778	x -> hidden neuron 49	0,197778
146	y -> hidden neuron 49	0,676313	y -> hidden neuron 49	0,424958	y -> hidden neuron 49	0,646455
147	a -> hidden neuron 49	0,035185	a -> hidden neuron 49	0,126467	a -> hidden neuron 49	0,325695
148	x -> hidden neuron 50	0,504400	x -> hidden neuron 50	0,824444	x -> hidden neuron 50	0,873333
149	y -> hidden neuron 50	0,030286	y -> hidden neuron 50	0,870398	y -> hidden neuron 50	0,976430
150	a -> hidden neuron 50	0,803505	a -> hidden neuron 50	0,777425	a -> hidden neuron 50	0,247879
151	x -> hidden neuron 51	0,722222	x -> hidden neuron 51	0,731111	x -> hidden neuron 51	0,146667
152	y -> hidden neuron 51	0,688083	y -> hidden neuron 51	0,126620	y -> hidden neuron 51	0,356300
153	a -> hidden neuron 51	0,093843	a -> hidden neuron 51	0,131386	a -> hidden neuron 51	0,036675
154	x -> hidden neuron 52	0,295400	x -> hidden neuron 52	0,629900	x -> hidden neuron 52	0,428700
155	y -> hidden neuron 52	0,059600	y -> hidden neuron 52	0,634759	y -> hidden neuron 52	0,764303
156	a -> hidden neuron 52	0,246354	a -> hidden neuron 52	0,201964	a -> hidden neuron 52	0,049384
157	x -> hidden neuron 53	0,088889	x -> hidden neuron 53	0,374500	x -> hidden neuron 53	0,722222
158	y -> hidden neuron 53	0,380998	y -> hidden neuron 53	0,734906	y -> hidden neuron 53	0,550031
159	a -> hidden neuron 53	0,966767	a -> hidden neuron 53	0,649523	a -> hidden neuron 53	0,253788
160	x -> hidden neuron 54	0,385700	x -> hidden neuron 54	0,768889	x -> hidden neuron 54	0,977778
161	y -> hidden neuron 54	0,717509	y -> hidden neuron 54	0,605304	y -> hidden neuron 54	0,401778
162	a -> hidden neuron 54	0,843145	a -> hidden neuron 54	0,535776	a -> hidden neuron 54	0,186788
163	x -> hidden neuron 55	0,891111	x -> hidden neuron 55	0,358400	x -> hidden neuron 55	0,313000
164	y -> hidden neuron 55	0,515363	y -> hidden neuron 55	0,729015	y -> hidden neuron 55	0,072144
165	a -> hidden neuron 55	0,390497	a -> hidden neuron 55	0,086279	a -> hidden neuron 55	0,518382
166	x -> hidden neuron 56	0,599100	x -> hidden neuron 56	0,399900	x -> hidden neuron 56	0,258800
167	y -> hidden neuron 56	0,156288	y -> hidden neuron 56	0,042057	y -> hidden neuron 56	0,427722
168	a -> hidden neuron 56	0,722425	a -> hidden neuron 56	0,451444	a -> hidden neuron 56	0,137415
169	x -> hidden neuron 57	0,697778	x -> hidden neuron 57	0,095556	x -> hidden neuron 57	0,554200
170	y -> hidden neuron 57	0,528070	y -> hidden neuron 57	0,185306	y -> hidden neuron 57	0,274660
171	a -> hidden neuron 57	0,154963	a -> hidden neuron 57	0,456865	a -> hidden neuron 57	0,845970
172	x -> hidden neuron 58	0,064444	x -> hidden neuron 58	0,755556	x -> hidden neuron 58	0,857778
173	y -> hidden neuron 58	0,676313	y -> hidden neuron 58	0,009289	y -> hidden neuron 58	0,131816
174	a -> hidden neuron 58	0,788391	a -> hidden neuron 58	0,578443	a -> hidden neuron 58	0,464602
175	x -> hidden neuron 59	0,383800	x -> hidden neuron 59	0,361800	x -> hidden neuron 59	0,920000
176	y -> hidden neuron 59	0,053248	y -> hidden neuron 59	0,203433	y -> hidden neuron 59	0,194423
177	a -> hidden neuron 59	0,762965	a -> hidden neuron 59	0,483872	a -> hidden neuron 59	0,652382
178	x -> hidden neuron 60	0,230500	x -> hidden neuron 60	0,671111	x -> hidden neuron 60	0,601100
179	y -> hidden neuron 60	0,776361	y -> hidden neuron 60	0,483644	y -> hidden neuron 60	0,572069
180	a -> hidden neuron 60	0,308415	a -> hidden neuron 60	0,546116	a -> hidden neuron 60	0,673814
181	x -> hidden neuron 61	0,875556	x -> hidden neuron 61	0,122222	x -> hidden neuron 61	0,980000
182	y -> hidden neuron 61	0,279948	y -> hidden neuron 61	0,776143	y -> hidden neuron 61	0,864474
183	a -> hidden neuron 61	0,802104	a -> hidden neuron 61	0,949502	a -> hidden neuron 61	0,231755
184	x -> hidden neuron 62	0,028889	x -> hidden neuron 62	0,269000	x -> hidden neuron 62	0,503900
185	y -> hidden neuron 62	0,554983	y -> hidden neuron 62	0,106591	y -> hidden neuron 62	0,646455
186	a -> hidden neuron 62	0,417423	a -> hidden neuron 62	0,033823	a -> hidden neuron 62	0,222542

Network weights (Таблиця а 7 9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
187	x -> hidden neuron 63	0,607400	x -> hidden neuron 63	0,853333	x -> hidden neuron 63	0,977778
188	y -> hidden neuron 63	0,617460	y -> hidden neuron 63	0,469923	y -> hidden neuron 63	0,094152
189	a -> hidden neuron 63	0,232140	a -> hidden neuron 63	0,759856	a -> hidden neuron 63	0,134510
190	x -> hidden neuron 64	0,733333	x -> hidden neuron 64	0,726667	x -> hidden neuron 64	0,773333
191	y -> hidden neuron 64	0,046414	y -> hidden neuron 64	0,381894	y -> hidden neuron 64	0,178296
192	a -> hidden neuron 64	0,734637	a -> hidden neuron 64	0,459777	a -> hidden neuron 64	0,038628
193	x -> hidden neuron 65	0,277800	x -> hidden neuron 65	0,202222	x -> hidden neuron 65	0,217778
194	y -> hidden neuron 65	0,163191	y -> hidden neuron 65	0,905744	y -> hidden neuron 65	0,141633
195	a -> hidden neuron 65	0,780082	a -> hidden neuron 65	0,024998	a -> hidden neuron 65	0,681726
196	x -> hidden neuron 66	0,057778	x -> hidden neuron 66	0,250000	x -> hidden neuron 66	0,665500
197	y -> hidden neuron 66	0,543677	y -> hidden neuron 66	0,752579	y -> hidden neuron 66	0,840905
198	a -> hidden neuron 66	0,608512	a -> hidden neuron 66	0,248045	a -> hidden neuron 66	0,374568
199	x -> hidden neuron 67	0,401400	x -> hidden neuron 67	0,915556	x -> hidden neuron 67	0,195556
200	y -> hidden neuron 67	0,074748	y -> hidden neuron 67	0,407332	y -> hidden neuron 67	0,290287
201	a -> hidden neuron 67	0,577181	a -> hidden neuron 67	0,069614	a -> hidden neuron 67	0,392194
202	x -> hidden neuron 68	0,461400	x -> hidden neuron 68	0,793333	x -> hidden neuron 68	0,223100
203	y -> hidden neuron 68	0,112367	y -> hidden neuron 68	0,805598	y -> hidden neuron 68	0,687702
204	a -> hidden neuron 68	0,682285	a -> hidden neuron 68	0,920086	a -> hidden neuron 68	0,209322
205	x -> hidden neuron 69	0,024444	x -> hidden neuron 69	0,238800	x -> hidden neuron 69	0,175556
206	y -> hidden neuron 69	0,670427	y -> hidden neuron 69	0,044991	y -> hidden neuron 69	0,128410
207	a -> hidden neuron 69	0,827930	a -> hidden neuron 69	0,442609	a -> hidden neuron 69	0,960942
208	x -> hidden neuron 70	0,995556	x -> hidden neuron 70	0,331500	x -> hidden neuron 70	0,877778
209	y -> hidden neuron 70	0,118269	y -> hidden neuron 70	0,419550	y -> hidden neuron 70	0,988215
210	a -> hidden neuron 70	0,570875	a -> hidden neuron 70	0,222043	a -> hidden neuron 70	0,851379
211	x -> hidden neuron 71	0,606000	x -> hidden neuron 71	0,513700	x -> hidden neuron 71	0,735556
212	y -> hidden neuron 71	0,522667	y -> hidden neuron 71	0,835052	y -> hidden neuron 71	0,362911
213	a -> hidden neuron 71	0,858260	a -> hidden neuron 71	0,638278	a -> hidden neuron 71	0,961142
214	x -> hidden neuron 72	0,257300	x -> hidden neuron 72	0,055556	x -> hidden neuron 72	0,579600
215	y -> hidden neuron 72	0,605690	y -> hidden neuron 72	0,958763	y -> hidden neuron 72	0,566159
216	a -> hidden neuron 72	0,955056	a -> hidden neuron 72	0,587780	a -> hidden neuron 72	0,930096

Network weights (Таблиця а_7_9_відт.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1		Connections 2.RBF 3-273-1		Connections 3.RBF 3-297-1	
	Connections	Weight values	Connections	Weight values	Connections	Weight values
217	x → hidden neuron 73	0,135556	x → hidden neuron 73	0,303700	x → hidden neuron 73	0,804444
218	y → hidden neuron 73	0,835214	y → hidden neuron 73	0,640650	y → hidden neuron 73	0,140130
219	a → hidden neuron 73	0,388094	a → hidden neuron 73	0,925507	a → hidden neuron 73	0,424943
220	x → hidden neuron 74	0,682222	x → hidden neuron 74	0,813333	x → hidden neuron 74	0,489300
221	y → hidden neuron 74	0,048365	y → hidden neuron 74	0,958763	y → hidden neuron 74	0,056007
222	a → hidden neuron 74	0,087487	a → hidden neuron 74	0,914263	a → hidden neuron 74	0,156944
223	x → hidden neuron 75	0,991111	x → hidden neuron 75	0,180000	x → hidden neuron 75	0,545400
224	y → hidden neuron 75	0,022963	y → hidden neuron 75	0,209742	y → hidden neuron 75	0,308919
225	a → hidden neuron 75	0,445251	a → hidden neuron 75	0,506862	a → hidden neuron 75	0,997596
226	x → hidden neuron 76	0,648900	x → hidden neuron 76	0,488300	x → hidden neuron 76	0,717778
227	y → hidden neuron 76	0,174897	y → hidden neuron 76	0,409335	y → hidden neuron 76	0,764303
228	a → hidden neuron 76	0,369476	a → hidden neuron 76	0,769595	a → hidden neuron 76	0,762847
229	x → hidden neuron 77	0,631800	x → hidden neuron 77	0,226600	x → hidden neuron 77	0,334000
230	y → hidden neuron 77	0,094287	y → hidden neuron 77	0,882180	y → hidden neuron 77	0,544121
231	a → hidden neuron 77	0,127536	a → hidden neuron 77	0,961750	a → hidden neuron 77	0,600004
232	x → hidden neuron 78	0,693333	x → hidden neuron 78	0,511200	x → hidden neuron 78	0,782222
233	y → hidden neuron 78	0,823443	y → hidden neuron 78	0,208340	y → hidden neuron 78	0,758411
234	a → hidden neuron 78	0,016126	a → hidden neuron 78	0,010290	a → hidden neuron 78	0,486535
235	x → hidden neuron 79	0,693333	x → hidden neuron 79	0,028889	x → hidden neuron 79	0,410200
236	y → hidden neuron 79	0,060088	y → hidden neuron 79	0,324711	y → hidden neuron 79	0,740733
237	a → hidden neuron 79	0,990691	a → hidden neuron 79	0,574026	a → hidden neuron 79	0,691941
238	x → hidden neuron 80	0,536100	x → hidden neuron 80	0,477100	x → hidden neuron 80	0,988889
239	y → hidden neuron 80	0,982344	y → hidden neuron 80	0,502671	y → hidden neuron 80	0,170983
240	a → hidden neuron 80	0,485391	a → hidden neuron 80	0,258385	a → hidden neuron 80	0,362851
241	x → hidden neuron 81	0,455100	x → hidden neuron 81	0,944444	x → hidden neuron 81	0,128889
242	y → hidden neuron 81	0,805788	y → hidden neuron 81	0,599413	y → hidden neuron 81	0,121999
243	a → hidden neuron 81	0,752255	a → hidden neuron 81	0,616694	a → hidden neuron 81	0,928093
244	x → hidden neuron 82	0,833333	x → hidden neuron 82	0,720000	x → hidden neuron 82	0,162222
245	y → hidden neuron 82	0,077191	y → hidden neuron 82	0,425458	y → hidden neuron 82	0,622885
246	a → hidden neuron 82	0,975576	a → hidden neuron 82	0,882840	a → hidden neuron 82	0,033740
247	x → hidden neuron 83	0,775556	x → hidden neuron 83	0,608400	x → hidden neuron 83	0,057778
248	y → hidden neuron 83	0,212015	y → hidden neuron 83	0,976436	y → hidden neuron 83	0,305012
249	a → hidden neuron 83	0,915016	a → hidden neuron 83	0,839268	a → hidden neuron 83	0,508568
250	x → hidden neuron 84	0,113333	x → hidden neuron 84	0,051111	x → hidden neuron 84	0,571300
251	y → hidden neuron 84	0,782247	y → hidden neuron 84	0,107593	y → hidden neuron 84	0,365115
252	a → hidden neuron 84	0,394400	a → hidden neuron 84	0,630849	a → hidden neuron 84	0,825941
253	x → hidden neuron 85	0,630900	x → hidden neuron 85	0,465300	x → hidden neuron 85	0,526400
254	y → hidden neuron 85	0,497755	y → hidden neuron 85	0,224965	y → hidden neuron 85	0,198831
255	a → hidden neuron 85	0,803005	a → hidden neuron 85	0,089713	a → hidden neuron 85	0,702657
256	x → hidden neuron 86	0,391600	x → hidden neuron 86	0,095556	x → hidden neuron 86	0,704444
257	y → hidden neuron 86	0,389302	y → hidden neuron 86	0,312994	y → hidden neuron 86	0,394265
258	a → hidden neuron 86	0,035675	a → hidden neuron 86	0,468110	a → hidden neuron 86	0,366556
259	x → hidden neuron 87	0,550800	x → hidden neuron 87	0,383800	x → hidden neuron 87	0,570800
260	y → hidden neuron 87	0,222320	y → hidden neuron 87	0,052322	y → hidden neuron 87	0,599315

Network weights (Таблиця а_7_9_відт.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1		Connections 2.RBF 3-273-1		Connections 3.RBF 3-297-1	
	Connections	Weight values	Connections	Weight values	Connections	Weight values
261	a → hidden neuron 87	0,832334	a → hidden neuron 87	0,762768	a → hidden neuron 87	0,792190
262	x → hidden neuron 88	0,822222	x → hidden neuron 88	0,688889	x → hidden neuron 88	0,465300
263	y → hidden neuron 88	0,617460	y → hidden neuron 88	0,197524	y → hidden neuron 88	0,224775
264	a → hidden neuron 88	0,575280	a → hidden neuron 88	0,642696	a → hidden neuron 88	0,091937
265	x → hidden neuron 89	0,008889	x → hidden neuron 89	0,236300	x → hidden neuron 89	0,333000
266	y → hidden neuron 89	0,788132	y → hidden neuron 89	0,211745	y → hidden neuron 89	0,337768
267	a → hidden neuron 89	0,554759	a → hidden neuron 89	0,155883	a → hidden neuron 89	0,376070
268	x → hidden neuron 90	0,279800	x → hidden neuron 90	0,968889	x → hidden neuron 90	0,402300
269	y → hidden neuron 90	0,575493	y → hidden neuron 90	0,793816	y → hidden neuron 90	0,917506
270	a → hidden neuron 90	0,825027	a → hidden neuron 90	0,297539	a → hidden neuron 90	0,824939
271	x → hidden neuron 91	0,540000	x → hidden neuron 91	0,160000	x → hidden neuron 91	0,431600
272	y → hidden neuron 91	0,084512	y → hidden neuron 91	0,876289	y → hidden neuron 91	0,297600
273	a → hidden neuron 91	0,293701	a → hidden neuron 91	0,019115	a → hidden neuron 91	0,838660
274	x → hidden neuron 92	0,153333	x → hidden neuron 92	0,570300	x → hidden neuron 92	0,564900
275	y → hidden neuron 92	0,929377	y → hidden neuron 92	0,225465	y → hidden neuron 92	0,905721
276	a → hidden neuron 92	0,542547	a → hidden neuron 92	0,240214	a → hidden neuron 92	0,312976
277	x → hidden neuron 93	0,151111	x → hidden neuron 93	0,467800	x → hidden neuron 93	0,024444
278	y → hidden neuron 93	0,443528	y → hidden neuron 93	0,273335	y → hidden neuron 93	0,799658
279	a → hidden neuron 93	0,153462	a → hidden neuron 93	0,101971	a → hidden neuron 93	0,244474
280	x → hidden neuron 94	0,554200	x → hidden neuron 94	0,142222	x → hidden neuron 94	0,247100
281	y → hidden neuron 94	0,275546	y → hidden neuron 94	0,493358	y → hidden neuron 94	0,016870
282	a → hidden neuron 94	0,845547	a → hidden neuron 94	0,689279	a → hidden neuron 94	0,900251
283	x → hidden neuron 95	0,755556	x → hidden neuron 95	0,285200	x → hidden neuron 95	0,505900
284	y → hidden neuron 95	0,489451	y → hidden neuron 95	0,864507	y → hidden neuron 95	0,121499
285	a → hidden neuron 95	0,598202	a → hidden neuron 95	0,314707	a → hidden neuron 95	0,177474
286	x → hidden neuron 96	0,355000	x → hidden neuron 96	0,350600	x → hidden neuron 96	0,316400
287	y → hidden neuron 96	0,240329	y → hidden neuron 96	0,437676	y → hidden neuron 96	0,581284
288	a → hidden neuron 96	0,356763	a → hidden neuron 96	0,596113	a → hidden neuron 96	0,785881
289	x → hidden neuron 97	0,682222	x → hidden neuron 97	0,367200	x → hidden neuron 97	0,884444
290	y → hidden neuron 97	0,788132	y → hidden neuron 97	0,899853	y → hidden neuron 97	0,182703
291	a → hidden neuron 97	0,059629	a → hidden neuron 97	0,067646	a → hidden neuron 97	0,718881
292	x → hidden neuron 98	0,507800	x → hidden neuron 98	0,299800	x → hidden neuron 98	0,537100
293	y → hidden neuron 98	0,288753	y → hidden neuron 98	0,504174	y → hidden neuron 98	0,152852



Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
294	a -> hidden neuron 98	0,054254	a -> hidden neuron 98	0,333380	a -> hidden neuron 98	0,521787
295	x -> hidden neuron 99	0,080000	x -> hidden neuron 99	0,512200	x -> hidden neuron 99	0,917778
296	y -> hidden neuron 99	0,699853	y -> hidden neuron 99	0,805598	y -> hidden neuron 99	0,964645
297	a -> hidden neuron 99	0,598703	a -> hidden neuron 99	0,262301	a -> hidden neuron 99	0,746723
298	x -> hidden neuron 100	0,755556	x -> hidden neuron 100	0,988889	x -> hidden neuron 100	0,971111
299	y -> hidden neuron 100	0,010257	y -> hidden neuron 100	0,699560	y -> hidden neuron 100	0,438040
300	a -> hidden neuron 100	0,579183	a -> hidden neuron 100	0,943679	a -> hidden neuron 100	0,344223
301	x -> hidden neuron 101	0,640100	x -> hidden neuron 101	0,093333	x -> hidden neuron 101	0,261700
302	y -> hidden neuron 101	0,439626	y -> hidden neuron 101	0,899853	y -> hidden neuron 101	0,182202
303	a -> hidden neuron 101	0,352859	a -> hidden neuron 101	0,729437	a -> hidden neuron 101	0,465003
304	x -> hidden neuron 102	0,356000	x -> hidden neuron 102	0,955556	x -> hidden neuron 102	0,654800
305	y -> hidden neuron 102	0,770476	y -> hidden neuron 102	0,544733	y -> hidden neuron 102	0,699486
306	a -> hidden neuron 102	0,107516	a -> hidden neuron 102	0,347536	a -> hidden neuron 102	0,950626
307	x -> hidden neuron 103	0,940000	x -> hidden neuron 103	0,695556	x -> hidden neuron 103	0,402222
308	y -> hidden neuron 103	0,917607	y -> hidden neuron 103	0,350649	y -> hidden neuron 103	0,183204
309	a -> hidden neuron 103	0,017107	a -> hidden neuron 103	0,867680	a -> hidden neuron 103	0,874813
310	x -> hidden neuron 104	0,499000	x -> hidden neuron 104	0,108889	x -> hidden neuron 104	0,142222
311	y -> hidden neuron 104	0,492952	y -> hidden neuron 104	0,740797	y -> hidden neuron 104	0,858582
312	a -> hidden neuron 104	0,698401	a -> hidden neuron 104	0,584567	a -> hidden neuron 104	0,266006
313	x -> hidden neuron 105	0,937778	x -> hidden neuron 105	0,086667	x -> hidden neuron 105	0,033333
314	y -> hidden neuron 105	0,947033	y -> hidden neuron 105	0,734906	y -> hidden neuron 105	0,508961
315	a -> hidden neuron 105	0,893495	a -> hidden neuron 105	0,054414	a -> hidden neuron 105	0,736908
316	x -> hidden neuron 106	0,975556	x -> hidden neuron 106	0,485400	x -> hidden neuron 106	0,684444
317	y -> hidden neuron 106	0,964689	y -> hidden neuron 106	0,169684	y -> hidden neuron 106	0,958753
318	a -> hidden neuron 106	0,083573	a -> hidden neuron 106	0,566697	a -> hidden neuron 106	0,336912
319	x -> hidden neuron 107	0,122222	x -> hidden neuron 107	0,265100	x -> hidden neuron 107	0,146667
320	y -> hidden neuron 107	0,723394	y -> hidden neuron 107	0,313895	y -> hidden neuron 107	0,139630
321	a -> hidden neuron 107	0,998499	a -> hidden neuron 107	0,476944	a -> hidden neuron 107	0,018578
322	x -> hidden neuron 108	0,980000	x -> hidden neuron 108	0,315400	x -> hidden neuron 108	0,895556
323	y -> hidden neuron 108	0,147484	y -> hidden neuron 108	0,425959	y -> hidden neuron 108	0,013454
324	a -> hidden neuron 108	0,482888	a -> hidden neuron 108	0,537282	a -> hidden neuron 108	0,162352
325	x -> hidden neuron 109	0,310100	x -> hidden neuron 109	0,552200	x -> hidden neuron 109	0,068889
326	y -> hidden neuron 109	0,461137	y -> hidden neuron 109	0,982327	y -> hidden neuron 109	0,935183
327	a -> hidden neuron 109	0,511216	a -> hidden neuron 109	0,800516	a -> hidden neuron 109	0,615627
328	x -> hidden neuron 110	0,235800	x -> hidden neuron 110	0,337400	x -> hidden neuron 110	0,460900
329	y -> hidden neuron 110	0,285251	y -> hidden neuron 110	0,104688	y -> hidden neuron 110	0,740733
330	a -> hidden neuron 110	0,147556	a -> hidden neuron 110	0,639684	a -> hidden neuron 110	0,351634
331	x -> hidden neuron 111	0,451700	x -> hidden neuron 111	0,017778	x -> hidden neuron 111	0,673333
332	y -> hidden neuron 111	0,153387	y -> hidden neuron 111	0,378489	y -> hidden neuron 111	0,106874
333	a -> hidden neuron 111	0,277585	a -> hidden neuron 111	0,365205	a -> hidden neuron 111	0,379976
334	x -> hidden neuron 112	0,851111	x -> hidden neuron 112	0,040000	x -> hidden neuron 112	0,735556
335	y -> hidden neuron 112	0,378096	y -> hidden neuron 112	0,214149	y -> hidden neuron 112	0,419909
336	a -> hidden neuron 112	0,134944	a -> hidden neuron 112	0,247543	a -> hidden neuron 112	0,317383
337	x -> hidden neuron 113	0,475100	x -> hidden neuron 113	0,926667	x -> hidden neuron 113	0,148889

Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
338	y -> hidden neuron 113	0,835214	y -> hidden neuron 113	0,137436	y -> hidden neuron 113	0,412095
339	a -> hidden neuron 113	0,379285	a -> hidden neuron 113	0,379461	a -> hidden neuron 113	0,778971
340	x -> hidden neuron 114	0,797778	x -> hidden neuron 114	0,406300	x -> hidden neuron 114	0,587900
341	y -> hidden neuron 114	0,495354	y -> hidden neuron 114	0,593522	y -> hidden neuron 114	0,141132
342	a -> hidden neuron 114	0,846548	a -> hidden neuron 114	0,028432	a -> hidden neuron 114	0,431753
343	x -> hidden neuron 115	0,438500	x -> hidden neuron 115	0,153333	x -> hidden neuron 115	0,955556
344	y -> hidden neuron 115	0,717509	y -> hidden neuron 115	0,567767	y -> hidden neuron 115	0,923398
345	a -> hidden neuron 115	0,489294	a -> hidden neuron 115	0,528447	a -> hidden neuron 115	0,463100
346	x -> hidden neuron 116	0,064444	x -> hidden neuron 116	0,162222	x -> hidden neuron 116	0,726667
347	y -> hidden neuron 116	0,788132	y -> hidden neuron 116	0,395114	y -> hidden neuron 116	0,020787
348	a -> hidden neuron 116	0,142251	a -> hidden neuron 116	0,064212	a -> hidden neuron 116	0,606814
349	x -> hidden neuron 117	0,691111	x -> hidden neuron 117	0,277300	x -> hidden neuron 117	0,495100
350	y -> hidden neuron 117	0,301459	y -> hidden neuron 117	0,542330	y -> hidden neuron 117	0,355298
351	a -> hidden neuron 117	0,663267	a -> hidden neuron 117	0,197044	a -> hidden neuron 117	0,045478
352	x -> hidden neuron 118	0,917778	x -> hidden neuron 118	0,797778	x -> hidden neuron 118	0,494600
353	y -> hidden neuron 118	0,676313	y -> hidden neuron 118	0,494860	y -> hidden neuron 118	0,616992
354	a -> hidden neuron 118	0,043984	a -> hidden neuron 118	0,846597	a -> hidden neuron 118	0,070415
355	x -> hidden neuron 119	0,900000	x -> hidden neuron 119	0,900000	x -> hidden neuron 119	0,722222
356	y -> hidden neuron 119	0,923492	y -> hidden neuron 119	0,542830	y -> hidden neuron 119	0,185608
357	a -> hidden neuron 119	0,119228	a -> hidden neuron 119	0,953417	a -> hidden neuron 119	0,710068
358	x -> hidden neuron 120	0,228500	x -> hidden neuron 120	0,980000	x -> hidden neuron 120	0,926667
359	y -> hidden neuron 120	0,345380	y -> hidden neuron 120	0,729015	y -> hidden neuron 120	0,137226
360	a -> hidden neuron 120	0,885186	a -> hidden neuron 120	0,836758	a -> hidden neuron 120	0,380978
361	x -> hidden neuron 121	0,180000	x -> hidden neuron 121	0,514200	x -> hidden neuron 121	0,276900
362	y -> hidden neuron 121	0,318967	y -> hidden neuron 121	0,465517	y -> hidden neuron 121	0,817335
363	a -> hidden neuron 121	0,434540	a -> hidden neuron 121	0,338701	a -> hidden neuron 121	0,529098
364	x -> hidden neuron 122	0,598100	x -> hidden neuron 122	0,293000	x -> hidden neuron 122	0,273900
365	y -> hidden neuron 122	0,311664	y -> hidden neuron 122	0,088506	y -> hidden neuron 122	0,048664
366	a -> hidden neuron 122	0,334341	a -> hidden neuron 122	0,871595	a -> hidden neuron 122	0,494847
367	x -> hidden neuron 123	0,895556	x -> hidden neuron 123	0,648900	x -> hidden neuron 123	0,436000
368	y -> hidden neuron 123	0,014659	y -> hidden neuron 123	0,174090	y -> hidden neuron 123	0,793765
369	a -> hidden neuron 123	0,162271	a -> hidden neuron 123	0,368117	a -> hidden neuron 123	0,606414
370	x -> hidden neuron 124	0,913333	x -> hidden neuron 124	0,349100	x -> hidden neuron 124	0,966667

Network weights (Таблиця а_7_9_відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1		Connections 2.RBF 3-273-1		Connections 3.RBF 3-297-1	
	Connections	Weight values	Connections	Weight values	Connections	Weight values
371	y -> hidden neuron 124	0,876410	y -> hidden neuron 124	0,405830	y -> hidden neuron 124	0,870367
372	a -> hidden neuron 124	0,784487	a -> hidden neuron 124	0,471122	a -> hidden neuron 124	0,480226
373	x -> hidden neuron 125	0,208889	x -> hidden neuron 125	0,868889	x -> hidden neuron 125	0,106667
374	y -> hidden neuron 125	0,019301	y -> hidden neuron 125	0,492957	y -> hidden neuron 125	0,113685
375	a -> hidden neuron 125	0,488994	a -> hidden neuron 125	0,444617	a -> hidden neuron 125	0,733002
376	x -> hidden neuron 126	0,851111	x -> hidden neuron 126	0,775556	x -> hidden neuron 126	0,294400
377	y -> hidden neuron 126	0,941148	y -> hidden neuron 126	0,579484	y -> hidden neuron 126	0,823227
378	a -> hidden neuron 126	0,096285	a -> hidden neuron 126	0,116628	a -> hidden neuron 126	0,777569
379	x -> hidden neuron 127	0,414100	x -> hidden neuron 127	0,768889	x -> hidden neuron 127	0,507300
380	y -> hidden neuron 127	0,319968	y -> hidden neuron 127	0,389205	y -> hidden neuron 127	0,852689
381	a -> hidden neuron 127	0,523428	a -> hidden neuron 127	0,787766	a -> hidden neuron 127	0,204415
382	x -> hidden neuron 128	0,349600	x -> hidden neuron 128	0,060000	x -> hidden neuron 128	0,233900
383	y -> hidden neuron 128	0,091356	y -> hidden neuron 128	0,711342	y -> hidden neuron 128	0,723056
384	a -> hidden neuron 128	0,458964	a -> hidden neuron 128	0,761262	a -> hidden neuron 128	0,259196
385	x -> hidden neuron 129	0,100000	x -> hidden neuron 129	0,953333	x -> hidden neuron 129	0,538600
386	y -> hidden neuron 129	0,458235	y -> hidden neuron 129	0,338431	y -> hidden neuron 129	0,888044
387	a -> hidden neuron 129	0,754657	a -> hidden neuron 129	0,626934	a -> hidden neuron 129	0,611221
388	x -> hidden neuron 130	0,724444	x -> hidden neuron 130	0,048889	x -> hidden neuron 130	0,982222
389	y -> hidden neuron 130	0,216417	y -> hidden neuron 130	0,982327	y -> hidden neuron 130	0,622885
390	a -> hidden neuron 130	0,333841	a -> hidden neuron 130	0,001963	a -> hidden neuron 130	0,434257
391	x -> hidden neuron 131	0,372100	x -> hidden neuron 131	0,991111	x -> hidden neuron 131	0,328100
392	y -> hidden neuron 131	0,641001	y -> hidden neuron 131	0,587631	y -> hidden neuron 131	0,076551
393	a -> hidden neuron 131	0,274181	a -> hidden neuron 131	0,280874	a -> hidden neuron 131	0,202912
394	x -> hidden neuron 132	0,086667	x -> hidden neuron 132	0,640600	x -> hidden neuron 132	0,046667
395	y -> hidden neuron 132	0,735165	y -> hidden neuron 132	0,264523	y -> hidden neuron 132	0,244309
396	a -> hidden neuron 132	0,056696	a -> hidden neuron 132	0,138213	a -> hidden neuron 132	0,995843
397	x -> hidden neuron 133	0,000000	x -> hidden neuron 133	0,410200	x -> hidden neuron 133	0,753333
398	y -> hidden neuron 133	0,405009	y -> hidden neuron 133	0,740797	y -> hidden neuron 133	0,247213
399	a -> hidden neuron 133	0,927228	a -> hidden neuron 133	0,691186	a -> hidden neuron 133	0,802906
400	x -> hidden neuron 134	0,764444	x -> hidden neuron 134	0,995556	x -> hidden neuron 134	0,659200
401	y -> hidden neuron 134	0,717509	y -> hidden neuron 134	0,117407	y -> hidden neuron 134	0,018833
402	a -> hidden neuron 134	0,089929	a -> hidden neuron 134	0,570111	a -> hidden neuron 134	0,194099
403	x -> hidden neuron 135	0,538100	x -> hidden neuron 135	0,487800	x -> hidden neuron 135	0,768889
404	y -> hidden neuron 135	0,250634	y -> hidden neuron 135	0,200529	y -> hidden neuron 135	0,752518
405	a -> hidden neuron 135	0,409115	a -> hidden neuron 135	0,441706	a -> hidden neuron 135	0,238165
406	x -> hidden neuron 136	0,543000	x -> hidden neuron 136	1,000000	x -> hidden neuron 136	0,828889
407	y -> hidden neuron 136	0,339477	y -> hidden neuron 136	0,994109	y -> hidden neuron 136	0,315731
408	a -> hidden neuron 136	0,120730	a -> hidden neuron 136	0,196040	a -> hidden neuron 136	0,679723
409	x -> hidden neuron 137	0,771111	x -> hidden neuron 137	0,248500	x -> hidden neuron 137	0,488800
410	y -> hidden neuron 137	0,652772	y -> hidden neuron 137	0,481140	y -> hidden neuron 137	0,793765
411	a -> hidden neuron 137	0,813816	a -> hidden neuron 137	0,919182	a -> hidden neuron 137	0,193598
412	x -> hidden neuron 138	0,702222	x -> hidden neuron 138	0,784444	x -> hidden neuron 138	0,513700
413	y -> hidden neuron 138	0,202711	y -> hidden neuron 138	0,646541	y -> hidden neuron 138	0,835012
414	a -> hidden neuron 138	0,077717	a -> hidden neuron 138	0,568605	a -> hidden neuron 138	0,639162

Network weights (Таблиця а_7_9_відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1		Connections 2.RBF 3-273-1		Connections 3.RBF 3-297-1	
	Connections	Weight values	Connections	Weight values	Connections	Weight values
415	x -> hidden neuron 139	0,378900	x -> hidden neuron 139	0,635700	x -> hidden neuron 139	0,612300
416	y -> hidden neuron 139	0,519265	y -> hidden neuron 139	0,964654	y -> hidden neuron 139	0,693594
417	a -> hidden neuron 139	0,097266	a -> hidden neuron 139	0,090194	a -> hidden neuron 139	0,647975
418	x -> hidden neuron 140	0,204444	x -> hidden neuron 140	0,502900	x -> hidden neuron 140	0,073333
419	y -> hidden neuron 140	0,056179	y -> hidden neuron 140	0,363367	y -> hidden neuron 140	0,000244
420	a -> hidden neuron 140	0,502007	a -> hidden neuron 140	0,474535	a -> hidden neuron 140	0,666503
421	x -> hidden neuron 141	0,487800	x -> hidden neuron 141	0,217778	x -> hidden neuron 141	0,259800
422	y -> hidden neuron 141	0,201310	y -> hidden neuron 141	0,523702	y -> hidden neuron 141	0,687702
423	a -> hidden neuron 141	0,442848	a -> hidden neuron 141	0,352957	a -> hidden neuron 141	0,854283
424	x -> hidden neuron 142	0,647000	x -> hidden neuron 142	0,548300	x -> hidden neuron 142	0,340800
425	y -> hidden neuron 142	0,473843	y -> hidden neuron 142	0,846834	y -> hidden neuron 142	0,611100
426	a -> hidden neuron 142	0,488794	a -> hidden neuron 142	0,459275	a -> hidden neuron 142	0,931598
427	x -> hidden neuron 143	0,688889	x -> hidden neuron 143	0,634800	x -> hidden neuron 143	0,446300
428	y -> hidden neuron 143	0,165593	y -> hidden neuron 143	0,563861	y -> hidden neuron 143	0,490329
429	a -> hidden neuron 143	0,267375	a -> hidden neuron 143	0,979419	a -> hidden neuron 143	0,951127
430	x -> hidden neuron 144	0,368700	x -> hidden neuron 144	0,231900	x -> hidden neuron 144	0,452600
431	y -> hidden neuron 144	0,136778	y -> hidden neuron 144	0,006846	y -> hidden neuron 144	0,251120
432	a -> hidden neuron 144	0,045945	a -> hidden neuron 144	0,337798	a -> hidden neuron 144	0,666002
433	x -> hidden neuron 145	0,008889	x -> hidden neuron 145	0,300300	x -> hidden neuron 145	0,855556
434	y -> hidden neuron 145	0,439226	y -> hidden neuron 145	0,137937	y -> hidden neuron 145	0,120597
435	a -> hidden neuron 145	0,603608	a -> hidden neuron 145	0,629946	a -> hidden neuron 145	0,186288
436	x -> hidden neuron 146	0,627900	x -> hidden neuron 146	0,084444	x -> hidden neuron 146	0,802222
437	y -> hidden neuron 146	0,238928	y -> hidden neuron 146	0,911635	y -> hidden neuron 146	0,262440
438	a -> hidden neuron 146	0,600705	a -> hidden neuron 146	0,174054	a -> hidden neuron 146	0,506164
439	x -> hidden neuron 147	0,971111	x -> hidden neuron 147	0,278300	x -> hidden neuron 147	0,768889
440	y -> hidden neuron 147	0,705739	y -> hidden neuron 147	0,923417	y -> hidden neuron 147	0,605208
441	a -> hidden neuron 147	0,256564	a -> hidden neuron 147	0,868684	a -> hidden neuron 147	0,536910
442	x -> hidden neuron 148	0,011111	x -> hidden neuron 148	0,048889	x -> hidden neuron 148	0,625000
443	y -> hidden neuron 148	0,090373	y -> hidden neuron 148	0,347144	y -> hidden neuron 148	0,876259
444	a -> hidden neuron 148	0,467773	a -> hidden neuron 148	0,961248	a -> hidden neuron 148	0,375069
445	x -> hidden neuron 149	0,333000	x -> hidden neuron 149	0,473100	x -> hidden neuron 149	0,338900

Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
445	x -> hidden neuron 149	0,333000	x -> hidden neuron 149	0,473100	x -> hidden neuron 149	0,338900
446	y -> hidden neuron 149	0,338577	y -> hidden neuron 149	0,436174	y -> hidden neuron 149	0,011010
447	a -> hidden neuron 149	0,375882	a -> hidden neuron 149	0,458371	a -> hidden neuron 149	0,264504
448	x -> hidden neuron 150	0,295900	x -> hidden neuron 150	0,795556	x -> hidden neuron 150	0,180000
449	y -> hidden neuron 150	0,788132	y -> hidden neuron 150	0,288958	y -> hidden neuron 150	0,580784
450	a -> hidden neuron 150	0,151060	a -> hidden neuron 150	0,651029	a -> hidden neuron 150	0,463601
451	x -> hidden neuron 151	0,657200	x -> hidden neuron 151	0,585900	x -> hidden neuron 151	0,354500
452	y -> hidden neuron 151	0,746935	y -> hidden neuron 151	0,617086	y -> hidden neuron 151	0,622885
453	a -> hidden neuron 151	0,145154	a -> hidden neuron 151	0,475539	a -> hidden neuron 151	0,687034
454	x -> hidden neuron 152	0,702222	x -> hidden neuron 152	0,433600	x -> hidden neuron 152	0,971111
455	y -> hidden neuron 152	0,403509	y -> hidden neuron 152	0,823271	y -> hidden neuron 152	0,675917
456	a -> hidden neuron 152	0,527833	a -> hidden neuron 152	0,479454	a -> hidden neuron 152	0,632753
457	x -> hidden neuron 153	0,671111	x -> hidden neuron 153	0,390600	x -> hidden neuron 153	0,871111
458	y -> hidden neuron 153	0,283350	y -> hidden neuron 153	0,014186	y -> hidden neuron 153	0,882152
459	a -> hidden neuron 153	0,947248	a -> hidden neuron 153	0,891172	a -> hidden neuron 153	0,874313
460	x -> hidden neuron 154	0,302700	x -> hidden neuron 154	0,931111	x -> hidden neuron 154	0,131111
461	y -> hidden neuron 154	0,764591	y -> hidden neuron 154	0,699560	y -> hidden neuron 154	0,499645
462	a -> hidden neuron 154	0,005375	a -> hidden neuron 154	0,357374	a -> hidden neuron 154	0,253287
463	x -> hidden neuron 155	0,304700	x -> hidden neuron 155	0,251000	x -> hidden neuron 155	0,532700
464	y -> hidden neuron 155	0,585698	y -> hidden neuron 155	0,652432	y -> hidden neuron 155	0,487925
465	a -> hidden neuron 155	0,132441	a -> hidden neuron 155	0,676529	a -> hidden neuron 155	0,194600
466	x -> hidden neuron 156	0,104444	x -> hidden neuron 156	0,464800	x -> hidden neuron 156	0,549800
467	y -> hidden neuron 156	0,371793	y -> hidden neuron 156	0,605304	y -> hidden neuron 156	0,752518
468	a -> hidden neuron 156	0,936938	a -> hidden neuron 156	0,887257	a -> hidden neuron 156	0,585382
469	x -> hidden neuron 157	0,753333	x -> hidden neuron 157	0,971111	x -> hidden neuron 157	0,142222
470	y -> hidden neuron 157	0,248133	y -> hidden neuron 157	0,090956	y -> hidden neuron 157	0,640562
471	a -> hidden neuron 157	0,802504	a -> hidden neuron 157	0,708354	a -> hidden neuron 157	0,286036
472	x -> hidden neuron 158	0,206667	x -> hidden neuron 158	0,295400	x -> hidden neuron 158	0,828889
473	y -> hidden neuron 158	0,566188	y -> hidden neuron 158	0,058680	y -> hidden neuron 158	0,213055
474	a -> hidden neuron 158	0,175484	a -> hidden neuron 158	0,244631	a -> hidden neuron 158	0,252286
475	x -> hidden neuron 159	0,717778	x -> hidden neuron 159	0,423800	x -> hidden neuron 159	0,275900
476	y -> hidden neuron 159	0,380598	y -> hidden neuron 159	0,524704	y -> hidden neuron 159	0,711271
477	a -> hidden neuron 159	0,216524	a -> hidden neuron 159	0,344122	a -> hidden neuron 159	0,414728
478	x -> hidden neuron 160	0,457000	x -> hidden neuron 160	0,660600	x -> hidden neuron 160	0,988889
479	y -> hidden neuron 160	0,316066	y -> hidden neuron 160	0,373582	y -> hidden neuron 160	0,699486
480	a -> hidden neuron 160	0,425731	a -> hidden neuron 160	0,521118	a -> hidden neuron 160	0,943816
481	x -> hidden neuron 161	0,578400	x -> hidden neuron 161	0,762222	x -> hidden neuron 161	0,168889
482	y -> hidden neuron 161	0,019781	y -> hidden neuron 161	0,782034	y -> hidden neuron 161	0,051108
483	a -> hidden neuron 161	0,741744	a -> hidden neuron 161	0,099963	a -> hidden neuron 161	0,420036
484	x -> hidden neuron 162	0,610400	x -> hidden neuron 162	0,217778	x -> hidden neuron 162	0,960000
485	y -> hidden neuron 162	0,045434	y -> hidden neuron 162	0,882180	y -> hidden neuron 162	0,418907
486	a -> hidden neuron 162	0,692596	a -> hidden neuron 162	0,716687	a -> hidden neuron 162	0,975564
487	x -> hidden neuron 163	0,922222	x -> hidden neuron 163	0,673333	x -> hidden neuron 163	0,264600
488	y -> hidden neuron 163	0,858755	y -> hidden neuron 163	0,870398	y -> hidden neuron 163	0,946968

Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
488	y -> hidden neuron 163	0,858755	y -> hidden neuron 163	0,870398	y -> hidden neuron 163	0,946968
489	a -> hidden neuron 163	0,129538	a -> hidden neuron 163	0,470118	a -> hidden neuron 163	0,557941
490	x -> hidden neuron 164	0,124444	x -> hidden neuron 164	0,304200	x -> hidden neuron 164	0,988889
491	y -> hidden neuron 164	0,106464	y -> hidden neuron 164	0,024451	y -> hidden neuron 164	0,911614
492	a -> hidden neuron 164	0,043013	a -> hidden neuron 164	0,092644	a -> hidden neuron 164	0,269411
493	x -> hidden neuron 165	0,940000	x -> hidden neuron 165	0,080000	x -> hidden neuron 165	0,652300
494	y -> hidden neuron 165	0,185602	y -> hidden neuron 165	0,699560	y -> hidden neuron 165	0,670024
495	a -> hidden neuron 165	0,114323	a -> hidden neuron 165	0,598020	a -> hidden neuron 165	0,073840
496	x -> hidden neuron 166	0,904444	x -> hidden neuron 166	0,588900	x -> hidden neuron 166	0,937778
497	y -> hidden neuron 166	0,450432	y -> hidden neuron 166	0,261618	y -> hidden neuron 166	0,172886
498	a -> hidden neuron 166	0,699903	a -> hidden neuron 166	0,513689	a -> hidden neuron 166	0,963345
499	x -> hidden neuron 167	0,775556	x -> hidden neuron 167	0,666667	x -> hidden neuron 167	0,502900
500	y -> hidden neuron 167	0,952918	y -> hidden neuron 167	0,427361	y -> hidden neuron 167	0,363212
501	a -> hidden neuron 167	0,952553	a -> hidden neuron 167	0,292620	a -> hidden neuron 167	0,475819
502	x -> hidden neuron 168	0,680000	x -> hidden neuron 168	0,784444	x -> hidden neuron 168	0,408200
503	y -> hidden neuron 168	0,817558	y -> hidden neuron 168	0,028367	y -> hidden neuron 168	0,133319
504	a -> hidden neuron 168	0,935036	a -> hidden neuron 168	0,394621	a -> hidden neuron 168	0,110975
505	x -> hidden neuron 169	0,606400	x -> hidden neuron 169	0,200000	x -> hidden neuron 169	0,151111
506	y -> hidden neuron 169	0,252535	y -> hidden neuron 169	0,994109	y -> hidden neuron 169	0,823227
507	a -> hidden neuron 169	0,759061	a -> hidden neuron 169	0,902918	a -> hidden neuron 169	0,827843
508	x -> hidden neuron 170	0,253900	x -> hidden neuron 170	0,117778	x -> hidden neuron 170	0,788889
509	y -> hidden neuron 170	0,894066	y -> hidden neuron 170	0,888071	y -> hidden neuron 170	0,693594
510	a -> hidden neuron 170	0,973173	a -> hidden neuron 170	0,294628	a -> hidden neuron 170	0,899250
511	x -> hidden neuron 171	0,615700	x -> hidden neuron 171	0,611300	x -> hidden neuron 171	0,635700
512	y -> hidden neuron 171	0,317567	y -> hidden neuron 171	0,835052	y -> hidden neuron 171	0,964645
513	a -> hidden neuron 171	0,019549	a -> hidden neuron 171	0,281376	a -> hidden neuron 171	0,092418
514	x -> hidden neuron 172	0,782222	x -> hidden neuron 172	0,848889	x -> hidden neuron 172	0,499500
515	y -> hidden neuron 172	0,468540	y -> hidden neuron 172	0,593522	y -> hidden neuron 172	0,864474
516	a -> hidden neuron 172	0,406212	a -> hidden neuron 172	0,959842	a -> hidden neuron 172	0,274819
517	x -> hidden neuron 173	0,077778	x -> hidden neuron 173	0,547100	x -> hidden neuron 173	0,993333
518	y -> hidden neuron 173	0,876410	y -> hidden neuron 173	0,300475	y -> hidden neuron 173	0,380742
519	a -> hidden neuron 173	0,040080	a -> hidden neuron 173	0,145341	a -> hidden neuron 173	0,622538
520	x -> hidden neuron 174	0,053333	x -> hidden neuron 174	0,162222	x -> hidden neuron 174	0,428200

Weight	Network weights (Таблиця а 7 9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
521	y -> hidden neuron 174	0,629231	y -> hidden neuron 174	0,776143	y -> hidden neuron 174	0,003668
522	a -> hidden neuron 174	0,707711	a -> hidden neuron 174	0,897096	a -> hidden neuron 174	0,082152
523	x -> hidden neuron 175	0,371600	x -> hidden neuron 175	0,842222	x -> hidden neuron 175	0,797778
524	y -> hidden neuron 175	0,381998	y -> hidden neuron 175	0,387302	y -> hidden neuron 175	0,399374
525	a -> hidden neuron 175	0,373380	a -> hidden neuron 175	0,385786	a -> hidden neuron 175	0,220539
526	x -> hidden neuron 176	0,510300	x -> hidden neuron 176	0,120000	x -> hidden neuron 176	0,465800
527	y -> hidden neuron 176	0,613417	y -> hidden neuron 176	0,349146	y -> hidden neuron 176	0,858215
528	a -> hidden neuron 176	0,930631	a -> hidden neuron 176	0,371129	a -> hidden neuron 176	0,055252
529	x -> hidden neuron 177	0,644500	x -> hidden neuron 177	0,131111	x -> hidden neuron 177	0,606000
530	y -> hidden neuron 177	0,378597	y -> hidden neuron 177	0,593522	y -> hidden neuron 177	0,522083
531	a -> hidden neuron 177	0,613417	a -> hidden neuron 177	0,627436	a -> hidden neuron 177	0,858689
532	x -> hidden neuron 178	0,344700	x -> hidden neuron 178	0,603000	x -> hidden neuron 178	0,585000
533	y -> hidden neuron 178	0,935263	y -> hidden neuron 178	0,776143	y -> hidden neuron 178	0,670024
534	a -> hidden neuron 178	0,207716	a -> hidden neuron 178	0,561276	a -> hidden neuron 178	0,706663
535	x -> hidden neuron 179	0,299800	x -> hidden neuron 179	0,860000	x -> hidden neuron 179	0,860000
536	y -> hidden neuron 179	0,504658	y -> hidden neuron 179	0,056728	y -> hidden neuron 179	0,593423
537	a -> hidden neuron 179	0,334841	a -> hidden neuron 179	0,909344	a -> hidden neuron 179	0,384383
538	x -> hidden neuron 180	0,811111	x -> hidden neuron 180	0,175556	x -> hidden neuron 180	0,691111
539	y -> hidden neuron 180	0,168994	y -> hidden neuron 180	0,128623	y -> hidden neuron 180	0,300605
540	a -> hidden neuron 180	0,981482	a -> hidden neuron 180	0,960846	a -> hidden neuron 180	0,663599
541	x -> hidden neuron 181	0,731111	x -> hidden neuron 181	0,868889	x -> hidden neuron 181	0,857778
542	y -> hidden neuron 181	0,508060	y -> hidden neuron 181	0,005379	y -> hidden neuron 181	1,000000
543	a -> hidden neuron 181	0,839741	a -> hidden neuron 181	0,496120	a -> hidden neuron 181	0,559444
544	x -> hidden neuron 182	0,459500	x -> hidden neuron 182	0,713333	x -> hidden neuron 182	0,407700
545	y -> hidden neuron 182	0,286251	y -> hidden neuron 182	0,229872	y -> hidden neuron 182	0,362711
546	a -> hidden neuron 182	0,551356	a -> hidden neuron 182	0,514191	a -> hidden neuron 182	0,069433
547	x -> hidden neuron 183	0,577100	x -> hidden neuron 183	0,497100	x -> hidden neuron 183	0,153333
548	y -> hidden neuron 183	0,758706	y -> hidden neuron 183	0,770252	y -> hidden neuron 183	0,929291
549	a -> hidden neuron 183	0,495100	a -> hidden neuron 183	0,649021	a -> hidden neuron 183	0,542819
550	x -> hidden neuron 184	0,188889	x -> hidden neuron 184	0,711111	x -> hidden neuron 184	0,290000
551	y -> hidden neuron 184	0,835214	y -> hidden neuron 184	0,994109	y -> hidden neuron 184	0,333862
552	a -> hidden neuron 184	0,788891	a -> hidden neuron 184	0,601032	a -> hidden neuron 184	0,544221
553	x -> hidden neuron 185	0,309100	x -> hidden neuron 185	0,075556	x -> hidden neuron 185	0,599900
554	y -> hidden neuron 185	0,069363	y -> hidden neuron 185	0,351149	y -> hidden neuron 185	0,024453
555	a -> hidden neuron 185	0,435942	a -> hidden neuron 185	0,118134	a -> hidden neuron 185	0,986580
556	x -> hidden neuron 186	0,611300	x -> hidden neuron 186	0,391600	x -> hidden neuron 186	0,661100
557	y -> hidden neuron 186	0,835214	y -> hidden neuron 186	0,388704	y -> hidden neuron 186	0,605208
558	a -> hidden neuron 186	0,282990	a -> hidden neuron 186	0,033331	a -> hidden neuron 186	0,610820
559	x -> hidden neuron 187	0,748889	x -> hidden neuron 187	0,817778	x -> hidden neuron 187	0,208889
560	y -> hidden neuron 187	0,349282	y -> hidden neuron 187	0,811489	y -> hidden neuron 187	0,964645
561	a -> hidden neuron 187	0,623127	a -> hidden neuron 187	0,314205	a -> hidden neuron 187	0,751630
562	x -> hidden neuron 188	0,708889	x -> hidden neuron 188	0,636700	x -> hidden neuron 188	0,842222
563	y -> hidden neuron 188	0,829328	y -> hidden neuron 188	0,057209	y -> hidden neuron 188	0,646455
564	a -> hidden neuron 188	0,706710	a -> hidden neuron 188	0,338199	a -> hidden neuron 188	0,479725

Weight	Network weights (Таблиця а 7 9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
564	a -> hidden neuron 188	0,706710	a -> hidden neuron 188	0,338199	a -> hidden neuron 188	0,479725
565	x -> hidden neuron 189	0,642600	x -> hidden neuron 189	0,744444	x -> hidden neuron 189	0,311500
566	y -> hidden neuron 189	0,994115	y -> hidden neuron 189	0,105089	y -> hidden neuron 189	0,429725
567	a -> hidden neuron 189	0,189197	a -> hidden neuron 189	0,796099	a -> hidden neuron 189	0,385785
568	x -> hidden neuron 190	0,711111	x -> hidden neuron 190	0,228500	x -> hidden neuron 190	0,017778
569	y -> hidden neuron 190	0,599805	y -> hidden neuron 190	0,344740	y -> hidden neuron 190	0,117592
570	a -> hidden neuron 190	0,465771	a -> hidden neuron 190	0,885349	a -> hidden neuron 190	0,314479
571	x -> hidden neuron 191	0,691111	x -> hidden neuron 191	0,498000	x -> hidden neuron 191	0,757778
572	y -> hidden neuron 191	0,092816	y -> hidden neuron 191	0,098291	y -> hidden neuron 191	0,929291
573	a -> hidden neuron 191	0,115324	a -> hidden neuron 191	0,371530	a -> hidden neuron 191	0,638161
574	x -> hidden neuron 192	0,417000	x -> hidden neuron 192	0,080000	x -> hidden neuron 192	0,848889
575	y -> hidden neuron 192	0,559385	y -> hidden neuron 192	0,430766	y -> hidden neuron 192	0,561250
576	a -> hidden neuron 192	0,499004	a -> hidden neuron 192	0,375546	a -> hidden neuron 192	0,084105
577	x -> hidden neuron 193	0,886667	x -> hidden neuron 193	0,904444	x -> hidden neuron 193	0,706667
578	y -> hidden neuron 193	0,215417	y -> hidden neuron 193	0,817380	y -> hidden neuron 193	0,699486
579	a -> hidden neuron 193	0,342649	a -> hidden neuron 193	0,277460	a -> hidden neuron 193	0,350132
580	x -> hidden neuron 194	0,880000	x -> hidden neuron 194	0,797778	x -> hidden neuron 194	0,100000
581	y -> hidden neuron 194	0,385400	y -> hidden neuron 194	0,858616	y -> hidden neuron 194	0,071166
582	a -> hidden neuron 194	0,454060	a -> hidden neuron 194	0,169637	a -> hidden neuron 194	0,173068
583	x -> hidden neuron 195	0,243700	x -> hidden neuron 195	0,561500	x -> hidden neuron 195	0,300800
584	y -> hidden neuron 195	0,511962	y -> hidden neuron 195	0,179498	y -> hidden neuron 195	0,471797
585	a -> hidden neuron 195	0,671575	a -> hidden neuron 195	0,635267	a -> hidden neuron 195	0,081662
586	radial spread hidden neuron 1	0,125204	x -> hidden neuron 196	0,545400	x -> hidden neuron 196	0,068889
587	radial spread hidden neuron 2	0,056441	y -> hidden neuron 196	0,309088	y -> hidden neuron 196	0,562252
588	radial spread hidden neuron 3	0,133120	a -> hidden neuron 196	0,997591	a -> hidden neuron 196	0,566254
589	radial spread hidden neuron 4	0,120569	x -> hidden neuron 197	0,441400	x -> hidden neuron 197	0,935556
590	radial spread hidden neuron 5	0,099211	y -> hidden neuron 197	0,958763	y -> hidden neuron 197	0,554939
591	radial spread hidden neuron 6	0,100425	a -> hidden neuron 197	0,157891	a -> hidden neuron 197	0,010265
592	radial spread hidden neuron 7	0,133120	x -> hidden neuron 198	0,594700	x -> hidden neuron 198	0,122222
593	radial spread hidden neuron 8	0,108759	y -> hidden neuron 198	0,687778	y -> hidden neuron 198	0,723056
594	radial spread hidden neuron 9	0,141548	a -> hidden neuron 198	0,958838	a -> hidden neuron 198	0,998999
595	radial spread hidden neuron 10	0,108227	x -> hidden neuron 199	0,580600	x -> hidden neuron 199	0,486800
596	radial spread hidden neuron 11	0,110010	y -> hidden neuron 199	0,297271	y -> hidden neuron 199	0,328452
597	radial spread hidden neuron 12	0,069595	a -> hidden neuron 199	0,075979	a -> hidden neuron 199	0,610319

Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)							
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1			Connections 2.RBF 3-273-1		Connections 3.RBF 3-297-1	
			Weight values 1.RBF 3-195-1		Weight values 2.RBF 3-273-1		Weight values 3.RBF 3-297-1
598	radial spread	hidden neuron 13	0,079803	x -> hidden neuron 200	0,817778	x -> hidden neuron 200	0,062222
599	radial spread	hidden neuron 14	0,097344	y -> hidden neuron 200	0,717233	y -> hidden neuron 200	0,436537
600	radial spread	hidden neuron 15	0,072465	a -> hidden neuron 200	0,740681	a -> hidden neuron 200	0,187289
601	radial spread	hidden neuron 16	0,138717	x -> hidden neuron 201	0,571300	x -> hidden neuron 201	0,831111
602	radial spread	hidden neuron 17	0,116436	y -> hidden neuron 201	0,365270	y -> hidden neuron 201	0,693594
603	radial spread	hidden neuron 18	0,111630	a -> hidden neuron 201	0,825514	a -> hidden neuron 201	0,050365
604	radial spread	hidden neuron 19	0,155913	x -> hidden neuron 202	0,464400	x -> hidden neuron 202	0,335900
605	radial spread	hidden neuron 20	0,098824	y -> hidden neuron 202	0,758470	y -> hidden neuron 202	0,864474
606	radial spread	hidden neuron 21	0,069000	a -> hidden neuron 202	0,339705	a -> hidden neuron 202	0,727194
607	radial spread	hidden neuron 22	0,108227	x -> hidden neuron 203	0,133333	x -> hidden neuron 203	0,771111
608	radial spread	hidden neuron 23	0,125482	y -> hidden neuron 203	0,033254	y -> hidden neuron 203	0,846797
609	radial spread	hidden neuron 24	0,090496	a -> hidden neuron 203	0,603442	a -> hidden neuron 203	0,864598
610	radial spread	hidden neuron 25	0,175257	x -> hidden neuron 204	0,102222	x -> hidden neuron 204	0,088889
611	radial spread	hidden neuron 26	0,041436	y -> hidden neuron 204	0,507078	y -> hidden neuron 204	0,380241
612	radial spread	hidden neuron 27	0,149670	a -> hidden neuron 204	0,083338	a -> hidden neuron 204	0,967251
613	radial spread	hidden neuron 28	0,117669	x -> hidden neuron 205	0,224600	x -> hidden neuron 205	0,625500
614	radial spread	hidden neuron 29	0,098189	y -> hidden neuron 205	0,717233	y -> hidden neuron 205	0,259935
615	radial spread	hidden neuron 30	0,129216	a -> hidden neuron 205	0,834349	a -> hidden neuron 205	0,580976
616	radial spread	hidden neuron 31	0,130885	x -> hidden neuron 206	0,044444	x -> hidden neuron 206	0,042222
617	radial spread	hidden neuron 32	0,138183	y -> hidden neuron 206	0,426860	y -> hidden neuron 206	0,840905
618	radial spread	hidden neuron 33	0,122283	a -> hidden neuron 206	0,544108	a -> hidden neuron 206	0,621536
619	radial spread	hidden neuron 34	0,059396	x -> hidden neuron 207	0,768889	x -> hidden neuron 207	0,229000
620	radial spread	hidden neuron 35	0,097344	y -> hidden neuron 207	0,222461	y -> hidden neuron 207	0,976430
621	radial spread	hidden neuron 36	0,133005	a -> hidden neuron 207	0,490196	a -> hidden neuron 207	0,086068
622	radial spread	hidden neuron 37	0,109404	x -> hidden neuron 208	0,886667	x -> hidden neuron 208	0,553700
623	radial spread	hidden neuron 38	0,106725	y -> hidden neuron 208	0,658323	y -> hidden neuron 208	0,893936
624	radial spread	hidden neuron 39	0,067618	a -> hidden neuron 208	0,978415	a -> hidden neuron 208	0,174570
625	radial spread	hidden neuron 40	0,124890	x -> hidden neuron 209	0,951111	x -> hidden neuron 209	0,483400
626	radial spread	hidden neuron 41	0,126140	y -> hidden neuron 209	0,020044	y -> hidden neuron 209	0,852689
627	radial spread	hidden neuron 42	0,125482	a -> hidden neuron 209	0,199052	a -> hidden neuron 209	0,964848
628	radial spread	hidden neuron 43	0,054337	x -> hidden neuron 210	0,682222	x -> hidden neuron 210	0,538100
629	radial spread	hidden neuron 44	0,157601	y -> hidden neuron 210	0,681887	y -> hidden neuron 210	0,249718
630	radial spread	hidden neuron 45	0,239589	a -> hidden neuron 210	0,883844	a -> hidden neuron 210	0,409320
631	radial spread	hidden neuron 46	0,165401	x -> hidden neuron 211	0,206667	x -> hidden neuron 211	0,933333
632	radial spread	hidden neuron 47	0,098824	y -> hidden neuron 211	0,565764	y -> hidden neuron 211	0,946968
633	radial spread	hidden neuron 48	0,116131	a -> hidden neuron 211	0,173552	a -> hidden neuron 211	0,060640
634	radial spread	hidden neuron 49	0,066437	x -> hidden neuron 212	0,164444	x -> hidden neuron 212	0,722222
635	radial spread	hidden neuron 50	0,096958	y -> hidden neuron 212	0,189713	y -> hidden neuron 212	0,687702
636	radial spread	hidden neuron 51	0,051613	a -> hidden neuron 212	0,195639	a -> hidden neuron 212	0,093890
637	radial spread	hidden neuron 52	0,125204	x -> hidden neuron 213	0,893333	x -> hidden neuron 213	0,751111
638	radial spread	hidden neuron 53	0,034878	y -> hidden neuron 213	0,982327	y -> hidden neuron 213	0,888044
639	radial spread	hidden neuron 54	0,144466	a -> hidden neuron 213	0,410282	a -> hidden neuron 213	0,205416
640	radial spread	hidden neuron 55	0,119567	x -> hidden neuron 214	0,984444	x -> hidden neuron 214	0,282200
641	radial spread	hidden neuron 56	0,103242	y -> hidden neuron 214	0,670105	y -> hidden neuron 214	0,622885

Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)							
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1			Connections 2.RBF 3-273-1		Connections 3.RBF 3-297-1	
			Weight values 1.RBF 3-195-1		Weight values 2.RBF 3-273-1		Weight values 3.RBF 3-297-1
642	radial spread	hidden neuron 57	0,148711	a -> hidden neuron 214	0,064704	a -> hidden neuron 214	0,020050
643	radial spread	hidden neuron 58	0,056551	x -> hidden neuron 215	0,329600	x -> hidden neuron 215	0,222222
644	radial spread	hidden neuron 59	0,126594	y -> hidden neuron 215	0,817380	y -> hidden neuron 215	0,341174
645	radial spread	hidden neuron 60	0,137211	a -> hidden neuron 215	0,176965	a -> hidden neuron 215	0,458693
646	radial spread	hidden neuron 61	0,126296	x -> hidden neuron 216	0,122222	x -> hidden neuron 216	0,955556
647	radial spread	hidden neuron 62	0,186869	y -> hidden neuron 216	0,723124	y -> hidden neuron 216	0,923398
648	radial spread	hidden neuron 63	0,148711	a -> hidden neuron 216	0,998996	a -> hidden neuron 216	0,704159
649	radial spread	hidden neuron 64	0,129927	x -> hidden neuron 217	0,279300	x -> hidden neuron 217	0,962222
650	radial spread	hidden neuron 65	0,128253	y -> hidden neuron 217	0,192217	y -> hidden neuron 217	0,611100
651	radial spread	hidden neuron 66	0,115430	a -> hidden neuron 217	0,151967	a -> hidden neuron 217	0,181881
652	radial spread	hidden neuron 67	0,054337	x -> hidden neuron 218	0,370600	x -> hidden neuron 218	0,846667
653	radial spread	hidden neuron 68	0,126594	y -> hidden neuron 218	0,599413	y -> hidden neuron 218	0,699486
654	radial spread	hidden neuron 69	0,056551	a -> hidden neuron 218	0,120142	a -> hidden neuron 218	0,298755
655	radial spread	hidden neuron 70	0,094006	x -> hidden neuron 219	0,222222	x -> hidden neuron 219	0,495600
656	radial spread	hidden neuron 71	0,065526	y -> hidden neuron 219	0,341335	y -> hidden neuron 219	0,976430
657	radial spread	hidden neuron 72	0,135372	a -> hidden neuron 219	0,457367	a -> hidden neuron 219	0,998598
658	radial spread	hidden neuron 73	0,057785	x -> hidden neuron 220	0,822222	x -> hidden neuron 220	0,268600
659	radial spread	hidden neuron 74	0,053196	y -> hidden neuron 220	0,245495	y -> hidden neuron 220	0,723056
660	radial spread	hidden neuron 75	0,130558	a -> hidden neuron 220	0,404460	a -> hidden neuron 220	0,992188
661	radial spread	hidden neuron 76	0,093278	x -> hidden neuron 221	0,802222	x -> hidden neuron 221	0,722222
662	radial spread	hidden neuron 77	0,060573	y -> hidden neuron 221	0,233777	y -> hidden neuron 221	0,840905
663	radial spread	hidden neuron 78	0,057122	a -> hidden neuron 221	0,549530	a -> hidden neuron 221	0,959440
664	radial spread	hidden neuron 79	0,141848	x -> hidden neuron 222	0,188889	x -> hidden neuron 222	0,324200
665	radial spread	hidden neuron 80	0,191381	y -> hidden neuron 222	0,467019	y -> hidden neuron 222	0,370023
666	radial spread	hidden neuron 81	0,144466	a -> hidden neuron 222	0,237303	a -> hidden neuron 222	0,277223
667	radial spread	hidden neuron 82	0,094639	x -> hidden neuron 223	0,820000	x -> hidden neuron 223	0,202222
668	radial spread	hidden neuron 83	0,086791	y -> hidden neuron 223	0,346242	y -> hidden neuron 223	0,270253
669	radial spread	hidden neuron 84	0,057785	a -> hidden neuron 223	0,540695	a -> hidden neuron 223	0,952129
670	radial spread	hidden neuron 85	0,065526	x -> hidden neuron 224	0,598600	x -> hidden neuron 224	0,817778
671	radial spread	hidden neuron 86	0,144379	y -> hidden neuron 224	0,541328	y -> hidden neuron 224	0,687702
672	radial spread	hidden neuron 87	0,054947	a -> hidden neuron 224	0,296134	a -> hidden neuron 224	0,365254
673	radial spread	hidden neuron 88	0,146138	x -> hidden neuron 225	0,915556	x -> hidden neuron 225	0,512700
674	radial spread	hidden neuron 89	0,121577	y -> hidden neuron 225	0,440080	y -> hidden neuron 225	0,032527
675	radial spread	hidden neuron 90	0,135372	a -> hidden neuron 225	0,948598	a -> hidden neuron 225	0,352535
676	radial spread	hidden neuron 91	0,113139	x -> hidden neuron 226	0,704444	x -> hidden neuron 226	0,418900
677	radial spread	hidden neuron 92	0,111630	y -> hidden neuron 226	0,326113	y -> hidden neuron 226	0,063829

Weight	Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
678	radial spread hidden neuron 93	0,136444	a → hidden neuron 226	0,974500	a → hidden neuron 226	0,822035
679	radial spread hidden neuron 94	0,054947	x → hidden neuron 227	0,702222	x → hidden neuron 227	0,377900
680	radial spread hidden neuron 95	0,123217	y → hidden neuron 227	0,000977	y → hidden neuron 227	0,488426
681	radial spread hidden neuron 96	0,102480	a → hidden neuron 227	0,414198	a → hidden neuron 227	0,350632
682	radial spread hidden neuron 97	0,057122	x → hidden neuron 228	0,928889	x → hidden neuron 228	0,405300
683	radial spread hidden neuron 98	0,090725	y → hidden neuron 228	0,265524	y → hidden neuron 228	0,210551
684	radial spread hidden neuron 99	0,059396	a → hidden neuron 228	0,549028	a → hidden neuron 228	0,166758
685	radial spread hidden neuron 100	0,161143	x → hidden neuron 229	0,404300	x → hidden neuron 229	0,053333
686	radial spread hidden neuron 101	0,135946	y → hidden neuron 229	0,317400	y → hidden neuron 229	0,390558
687	radial spread hidden neuron 102	0,076287	a → hidden neuron 229	0,779433	a → hidden neuron 229	0,675316
688	radial spread hidden neuron 103	0,088874	x → hidden neuron 230	0,524900	x → hidden neuron 230	0,566400
689	radial spread hidden neuron 104	0,163591	y → hidden neuron 230	0,167280	y → hidden neuron 230	0,829120
690	radial spread hidden neuron 105	0,132166	a → hidden neuron 230	0,325951	a → hidden neuron 230	0,034722
691	radial spread hidden neuron 106	0,088874	x → hidden neuron 231	0,851111	x → hidden neuron 231	0,764444
692	radial spread hidden neuron 107	0,157092	y → hidden neuron 231	0,321806	y → hidden neuron 231	0,082414
693	radial spread hidden neuron 108	0,094006	a → hidden neuron 231	0,924001	a → hidden neuron 231	0,889535
694	radial spread hidden neuron 109	0,069000	x → hidden neuron 232	0,851111	x → hidden neuron 232	0,771111
695	radial spread hidden neuron 110	0,124890	y → hidden neuron 232	0,207339	y → hidden neuron 232	0,652347
696	radial spread hidden neuron 111	0,113139	a → hidden neuron 232	0,001471	a → hidden neuron 232	0,814223
697	radial spread hidden neuron 112	0,137510	x → hidden neuron 233	0,940000	x → hidden neuron 233	0,088889
698	radial spread hidden neuron 113	0,099211	y → hidden neuron 233	0,917526	y → hidden neuron 233	0,764303
699	radial spread hidden neuron 114	0,068207	a → hidden neuron 233	0,014708	a → hidden neuron 233	0,014181
700	radial spread hidden neuron 115	0,141615	x → hidden neuron 234	0,599900	x → hidden neuron 234	0,111111
701	radial spread hidden neuron 116	0,103048	y → hidden neuron 234	0,024691	y → hidden neuron 234	0,952861
702	radial spread hidden neuron 117	0,085068	a → hidden neuron 234	0,986547	a → hidden neuron 234	0,234760
703	radial spread hidden neuron 118	0,158609	x → hidden neuron 235	0,348600	x → hidden neuron 235	0,831111
704	radial spread hidden neuron 119	0,056817	y → hidden neuron 235	0,793816	y → hidden neuron 235	0,284878
705	radial spread hidden neuron 120	0,098189	a → hidden neuron 235	0,547120	a → hidden neuron 235	0,303662
706	radial spread hidden neuron 121	0,130885	x → hidden neuron 236	0,444800	x → hidden neuron 236	0,886667
707	radial spread hidden neuron 122	0,113648	y → hidden neuron 236	0,540827	y → hidden neuron 236	0,805550
708	radial spread hidden neuron 123	0,183019	a → hidden neuron 236	0,139719	a → hidden neuron 236	0,089483
709	radial spread hidden neuron 124	0,132166	x → hidden neuron 237	0,644000	x → hidden neuron 237	0,928889
710	radial spread hidden neuron 125	0,039358	y → hidden neuron 237	0,231775	y → hidden neuron 237	0,459977
711	radial spread hidden neuron 126	0,056817	a → hidden neuron 237	0,159296	a → hidden neuron 237	0,257694
712	radial spread hidden neuron 127	0,063071	x → hidden neuron 238	0,708889	x → hidden neuron 238	0,191111
713	radial spread hidden neuron 128	0,051517	y → hidden neuron 238	0,670105	y → hidden neuron 238	0,593423
714	radial spread hidden neuron 129	0,174467	a → hidden neuron 238	0,724517	a → hidden neuron 238	0,616128
715	radial spread hidden neuron 130	0,090912	x → hidden neuron 239	0,334500	x → hidden neuron 239	0,826667
716	radial spread hidden neuron 131	0,100425	y → hidden neuron 239	0,160370	y → hidden neuron 239	0,776088
717	radial spread hidden neuron 132	0,103048	a → hidden neuron 239	0,425040	a → hidden neuron 239	0,152537
718	radial spread hidden neuron 133	0,100205	x → hidden neuron 240	0,060000	x → hidden neuron 240	0,410600
719	radial spread hidden neuron 134	0,051613	y → hidden neuron 240	0,817380	y → hidden neuron 240	0,123001
720	radial spread hidden neuron 135	0,078108	a → hidden neuron 240	0,183792	a → hidden neuron 240	0,271915
721	radial spread hidden neuron 136	0,090725	x → hidden neuron 241	0,740000	x → hidden neuron 241	0,613300

Weight	Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
722	radial spread hidden neuron 137	0,110010	y → hidden neuron 241	0,191716	y → hidden neuron 241	0,283976
723	radial spread hidden neuron 138	0,056441	a → hidden neuron 241	0,895590	a → hidden neuron 241	0,895344
724	radial spread hidden neuron 139	0,105623	x → hidden neuron 242	0,742222	x → hidden neuron 242	0,935556
725	radial spread hidden neuron 140	0,039358	y → hidden neuron 242	0,770252	y → hidden neuron 242	0,911614
726	radial spread hidden neuron 141	0,078108	a → hidden neuron 242	0,193129	a → hidden neuron 242	0,936405
727	radial spread hidden neuron 142	0,097573	x → hidden neuron 243	0,804444	x → hidden neuron 243	0,724444
728	radial spread hidden neuron 143	0,090912	y → hidden neuron 243	0,140341	y → hidden neuron 243	0,582787
729	radial spread hidden neuron 144	0,133838	a → hidden neuron 243	0,423534	a → hidden neuron 243	0,629848
730	radial spread hidden neuron 145	0,115430	x → hidden neuron 244	0,525400	x → hidden neuron 244	0,104444
731	radial spread hidden neuron 146	0,108718	y → hidden neuron 244	0,329117	y → hidden neuron 244	0,988215
732	radial spread hidden neuron 147	0,079803	a → hidden neuron 244	0,367615	a → hidden neuron 244	0,106569
733	radial spread hidden neuron 148	0,114891	x → hidden neuron 245	0,988889	x → hidden neuron 245	0,208889
734	radial spread hidden neuron 149	0,058152	y → hidden neuron 245	0,911635	y → hidden neuron 245	0,296698
735	radial spread hidden neuron 150	0,076287	a → hidden neuron 245	0,267622	a → hidden neuron 245	0,831849
736	radial spread hidden neuron 151	0,098172	x → hidden neuron 246	0,804444	x → hidden neuron 246	0,762222
737	radial spread hidden neuron 152	0,097573	y → hidden neuron 246	0,705451	y → hidden neuron 246	0,413598
738	radial spread hidden neuron 153	0,130523	a → hidden neuron 246	0,336794	a → hidden neuron 246	0,934002
739	radial spread hidden neuron 154	0,115362	x → hidden neuron 247	0,151111	x → hidden neuron 247	0,184444
740	radial spread hidden neuron 155	0,105623	y → hidden neuron 247	0,442984	y → hidden neuron 247	0,664132
741	radial spread hidden neuron 156	0,034878	a → hidden neuron 247	0,151465	a → hidden neuron 247	0,185286
742	radial spread hidden neuron 157	0,120238	x → hidden neuron 248	0,877778	x → hidden neuron 248	0,398400
743	radial spread hidden neuron 158	0,108829	y → hidden neuron 248	0,219056	y → hidden neuron 248	0,805550
744	radial spread hidden neuron 159	0,113769	a → hidden neuron 248	0,750520	a → hidden neuron 248	0,414227
745	radial spread hidden neuron 160	0,067618	x → hidden neuron 249	0,937778	x → hidden neuron 249	0,824444
746	radial spread hidden neuron 161	0,064013	y → hidden neuron 249	0,216652	y → hidden neuron 249	0,723056
747	radial spread hidden neuron 162	0,064013	a → hidden neuron 249	0,990262	a → hidden neuron 249	0,164755
748	radial spread hidden neuron 163	0,069218	x → hidden neuron 250	0,051111	x → hidden neuron 250	0,211111
749	radial spread hidden neuron 164	0,235147	y → hidden neuron 250	0,888071	y → hidden neuron 250	0,929291
750	radial spread hidden neuron 165	0,183019	a → hidden neuron 250	0,880932	a → hidden neuron 250	0,126198
751	radial spread hidden neuron 166	0,184481	x → hidden neuron 251	0,380900	x → hidden neuron 251	0,317400
752	radial spread hidden neuron 167	0,159758	y → hidden neuron 251	0,246897	y → hidden neuron 251	0,946968
753	radial spread hidden neuron 168	0,166614	a → hidden neuron 251	0,049996	a → hidden neuron 251	0,141321
754	radial spread hidden neuron 169	0,096815	x → hidden neuron 252	0,659700	x → hidden neuron 252	0,720000
755	radial spread hidden neuron 170	0,204083	y → hidden neuron 252	0,652432	y → hidden neuron 252	0,070682
756	radial spread hidden neuron 171	0,116949	a → hidden neuron 252	0,771100	a → hidden neuron 252	0,924688
757	radial spread hidden neuron 172	0,119567	x → hidden neuron 253	0,737778	x → hidden neuron 253	0,235400

Network weights (Таблиця_а_7_9 відтв.)							
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1		Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
	758	radial spread	hidden neuron 173	0,135683	y -> hidden neuron 253	0,545735	y -> hidden neuron 253
759	radial spread	hidden neuron 174	0,094071	a -> hidden neuron 253	0,944582	a -> hidden neuron 253	0,818129
760	radial spread	hidden neuron 175	0,058152	x -> hidden neuron 254	0,140000	x -> hidden neuron 254	0,657700
761	radial spread	hidden neuron 176	0,106186	y -> hidden neuron 254	0,320304	y -> hidden neuron 254	0,112283
762	radial spread	hidden neuron 177	0,102994	a -> hidden neuron 254	0,180379	a -> hidden neuron 254	0,820533
763	radial spread	hidden neuron 178	0,157601	x -> hidden neuron 255	0,791111	x -> hidden neuron 255	0,991111
764	radial spread	hidden neuron 179	0,126140	y -> hidden neuron 255	0,031782	y -> hidden neuron 255	0,325047
765	radial spread	hidden neuron 180	0,086791	a -> hidden neuron 255	0,948096	a -> hidden neuron 255	0,318384
766	radial spread	hidden neuron 181	0,068207	x -> hidden neuron 256	0,401400	x -> hidden neuron 256	0,605000
767	radial spread	hidden neuron 182	0,063071	y -> hidden neuron 256	0,073843	y -> hidden neuron 256	0,489828
768	radial spread	hidden neuron 183	0,138183	a -> hidden neuron 256	0,576435	a -> hidden neuron 256	0,607315
769	radial spread	hidden neuron 184	0,181469	x -> hidden neuron 257	0,241200	x -> hidden neuron 257	0,668889
770	radial spread	hidden neuron 185	0,051517	y -> hidden neuron 257	0,453299	y -> hidden neuron 257	0,551934
771	radial spread	hidden neuron 186	0,155913	a -> hidden neuron 257	0,486281	a -> hidden neuron 257	0,920782
772	radial spread	hidden neuron 187	0,085068	x -> hidden neuron 258	0,748889	x -> hidden neuron 258	0,700000
773	radial spread	hidden neuron 188	0,159931	y -> hidden neuron 258	0,348646	y -> hidden neuron 258	0,095136
774	radial spread	hidden neuron 189	0,187153	a -> hidden neuron 258	0,622516	a -> hidden neuron 258	0,540315
775	radial spread	hidden neuron 190	0,138717	x -> hidden neuron 259	0,873333	x -> hidden neuron 259	0,724444
776	radial spread	hidden neuron 191	0,053196	y -> hidden neuron 259	0,976436	y -> hidden neuron 259	0,215459
777	radial spread	hidden neuron 192	0,145703	a -> hidden neuron 259	0,246037	a -> hidden neuron 259	0,334008
778	radial spread	hidden neuron 193	0,116749	x -> hidden neuron 260	0,031111	x -> hidden neuron 260	0,215556
779	radial spread	hidden neuron 194	0,041436	y -> hidden neuron 260	0,217654	y -> hidden neuron 260	0,976430
780	radial spread	hidden neuron 195	0,169961	a -> hidden neuron 260	0,655948	a -> hidden neuron 260	0,342320
781	hidden neuron 1 -> J_3 залишки		-0,167774	x -> hidden neuron 261	0,620100	x -> hidden neuron 261	0,864444
782	hidden neuron 2 -> J_3 залишки		-0,068678	y -> hidden neuron 261	0,480639	y -> hidden neuron 261	0,199833
783	hidden neuron 3 -> J_3 залишки		-0,189980	a -> hidden neuron 261	0,168633	a -> hidden neuron 261	0,693944
784	hidden neuron 4 -> J_3 залишки		-0,035727	x -> hidden neuron 262	0,160000	x -> hidden neuron 262	0,735556
785	hidden neuron 5 -> J_3 залишки		0,035057	y -> hidden neuron 262	0,487549	y -> hidden neuron 262	0,681809
786	hidden neuron 6 -> J_3 залишки		0,043812	a -> hidden neuron 262	0,942173	a -> hidden neuron 262	0,283633
787	hidden neuron 7 -> J_3 залишки		0,229995	x -> hidden neuron 263	0,171111	x -> hidden neuron 263	0,008889
788	hidden neuron 8 -> J_3 залишки		-0,044850	y -> hidden neuron 263	0,681887	y -> hidden neuron 263	0,408689
789	hidden neuron 9 -> J_3 залишки		-0,004453	a -> hidden neuron 263	0,621111	a -> hidden neuron 263	0,479224
790	hidden neuron 10 -> J_3 залишки		0,022915	x -> hidden neuron 264	0,168889	x -> hidden neuron 264	0,578600
791	hidden neuron 11 -> J_3 залишки		-0,003635	y -> hidden neuron 264	0,051340	y -> hidden neuron 264	0,964645
792	hidden neuron 12 -> J_3 залишки		-0,025437	a -> hidden neuron 264	0,418615	a -> hidden neuron 264	0,001953
793	hidden neuron 13 -> J_3 залишки		-0,014237	x -> hidden neuron 265	0,470200	x -> hidden neuron 265	0,177778
794	hidden neuron 14 -> J_3 залишки		0,000123	y -> hidden neuron 265	0,175092	y -> hidden neuron 265	0,746626
795	hidden neuron 15 -> J_3 залишки		-0,025171	a -> hidden neuron 265	0,129880	a -> hidden neuron 265	0,344724
796	hidden neuron 16 -> J_3 залишки		-0,075361	x -> hidden neuron 266	0,837778	x -> hidden neuron 266	0,880000
797	hidden neuron 17 -> J_3 залишки		-0,054585	y -> hidden neuron 266	0,224464	y -> hidden neuron 266	0,752518
798	hidden neuron 18 -> J_3 залишки		0,002719	a -> hidden neuron 266	0,841176	a -> hidden neuron 266	0,503660
799	hidden neuron 19 -> J_3 залишки		-0,009699	x -> hidden neuron 267	0,369100	x -> hidden neuron 267	0,731111
800	hidden neuron 20 -> J_3 залишки		0,058524	y -> hidden neuron 267	0,360363	y -> hidden neuron 267	0,899829
801	hidden neuron 21 -> J_3 залишки		-0,067181	a -> hidden neuron 267	0,022549	a -> hidden neuron 267	0,232757
802	hidden neuron 22 -> J_3 залишки		-0,013355	x -> hidden neuron 268	0,973333	x -> hidden neuron 268	0,828889
803	hidden neuron 23 -> J_3 залишки		0,041763	y -> hidden neuron 268	0,165778	y -> hidden neuron 268	0,577378
804	hidden neuron 24 -> J_3 залишки		-0,201188	a -> hidden neuron 268	0,923600	a -> hidden neuron 268	0,703658
805	hidden neuron 25 -> J_3 залишки		-0,091421	x -> hidden neuron 269	0,842222	x -> hidden neuron 269	0,742222
806	hidden neuron 26 -> J_3 залишки		0,007461	y -> hidden neuron 269	0,758470	y -> hidden neuron 269	0,337267
807	hidden neuron 27 -> J_3 залишки		0,022329	a -> hidden neuron 269	0,591193	a -> hidden neuron 269	0,032268
808	hidden neuron 28 -> J_3 залишки		0,005420	x -> hidden neuron 270	0,268600	x -> hidden neuron 270	0,704444
809	hidden neuron 29 -> J_3 залишки		-0,029046	y -> hidden neuron 270	0,723124	y -> hidden neuron 270	0,325948
810	hidden neuron 30 -> J_3 залишки		0,039892	a -> hidden neuron 270	0,992169	a -> hidden neuron 270	0,974562
811	hidden neuron 31 -> J_3 залишки		0,028972	x -> hidden neuron 271	0,182222	x -> hidden neuron 271	0,922222
812	hidden neuron 32 -> J_3 залишки		0,041026	y -> hidden neuron 271	0,917526	y -> hidden neuron 271	0,858582
813	hidden neuron 33 -> J_3 залишки		0,061799	a -> hidden neuron 271	0,482366	a -> hidden neuron 271	0,129603
814	hidden neuron 34 -> J_3 залишки		0,005228	x -> hidden neuron 272	0,384300	x -> hidden neuron 272	0,011111
815	hidden neuron 35 -> J_3 залишки		-0,005996	y -> hidden neuron 272	0,681887	y -> hidden neuron 272	0,935183
816	hidden neuron 36 -> J_3 залишки		-0,022867	a -> hidden neuron 272	0,216220	a -> hidden neuron 272	0,214630
817	hidden neuron 37 -> J_3 залишки		0,027499	x -> hidden neuron 273	0,002222	x -> hidden neuron 273	0,895556
818	hidden neuron 38 -> J_3 залишки		0,005530	y -> hidden neuron 273	0,864507	y -> hidden neuron 273	0,390058
819	hidden neuron 39 -> J_3 залишки		-0,020234	a -> hidden neuron 273	0,976508	a -> hidden neuron 273	0,769657
820	hidden neuron 40 -> J_3 залишки		-0,027535	radial spread hidden neuron 1	0,059672	x -> hidden neuron 274	0,211111
821	hidden neuron 41 -> J_3 залишки		-0,060106	radial spread hidden neuron 2	0,136372	y -> hidden neuron 274	0,864474
822	hidden neuron 42 -> J_3 залишки		0,129868	radial spread hidden neuron 3	0,052648	a -> hidden neuron 274	0,933000
823	hidden neuron 43 -> J_3 залишки		-0,152585	radial spread hidden neuron 4	0,064185	x -> hidden neuron 275	0,868889
824	hidden neuron 44 -> J_3 залишки		0,014431	radial spread hidden neuron 5	0,103215	y -> hidden neuron 275	0,492833
825	hidden neuron 45 -> J_3 залишки		-0,000784	radial spread hidden neuron 6	0,100489	a -> hidden neuron 275	0,445975
826	hidden neuron 46 -> J_3 залишки		-0,055267	radial spread hidden neuron 7	0,117595	x -> hidden neuron 276	0,095556
827	hidden neuron 47 -> J_3 залишки		-0,023655	radial spread hidden neuron 8	0,132468	y -> hidden neuron 276	0,946968
828	hidden neuron 48 -> J_3 залишки		0,021504	radial spread hidden neuron 9	0,064731	a -> hidden neuron 276	0,549128
829	hidden neuron 49 -> J_3 залишки		-0,019139	radial spread hidden neuron 10	0,173292	x -> hidden neuron 277	0,469700
830	hidden neuron 50 -> J_3 залишки		0,016992	radial spread hidden neuron 11	0,089045	y -> hidden neuron 277	0,560749
831	hidden neuron 51 -> J_3 залишки		0,005482	radial spread hidden neuron 12	0,120717	a -> hidden neuron 277	0,833752
832	hidden neuron 52 -> J_3 залишки		0,201620	radial spread hidden neuron 13	0,096222	x -> hidden neuron 278	0,862222
833	hidden neuron 53 -> J_3 залишки		0,031912	radial spread hidden neuron 14	0,048892	y -> hidden neuron 278	0,829120
834	hidden neuron 54 -> J_3 залишки		0,000878	radial spread hidden neuron 15	0,058635	a -> hidden neuron 278	0,067481
835	hidden neuron 55 -> J_3 залишки		0,029324	radial spread hidden neuron 16	0,029950	x -> hidden neuron 279	0,396500
836	hidden neuron 56 -> J_3 залишки		0,016203	radial spread hidden neuron 17	0,090447	y -> hidden neuron 279	0,605208
837	hidden neuron 57 -> J_3 залишки		-0,026869	radial spread hidden neuron 18	0,063091	a -> hidden neuron 279	0,287038
838	hidden neuron 58 -> J_3 залишки		0,031883	radial spread hidden neuron 19	0,072748	x -> hidden neuron 280	0,762222
839	hidden neuron 59 -> J_3 залишки		-0,136645	radial spread hidden neuron 20	0,116350	y -> hidden neuron 280	0,681809
840	hidden neuron 60 -> J_3 залишки		-0,008345	radial spread hidden neuron 21	0,050598	a -> hidden neuron 280	0,965749

Network weights (Таблиця_а_7_9 відтв.)							
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1		Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
	802	hidden neuron 22 -> J_3 залишки		-0,013355	x -> hidden neuron 268	0,973333	x -> hidden neuron 268
803	hidden neuron 23 -> J_3 залишки		0,041763	y -> hidden neuron 268	0,165778	y -> hidden neuron 268	0,577378
804	hidden neuron 24 -> J_3 залишки		-0,201188	a -> hidden neuron 268	0,923600	a -> hidden neuron 268	0,703658
805	hidden neuron 25 -> J_3 залишки		-0,091421	x -> hidden neuron 269	0,842222	x -> hidden neuron 269	0,742222
806	hidden neuron 26 -> J_3 залишки		0,007461	y -> hidden neuron 269	0,758470	y -> hidden neuron 269	0,337267
807	hidden neuron 27 -> J_3 залишки		0,022329	a -> hidden neuron 269	0,591193	a -> hidden neuron 269	0,032268
808	hidden neuron 28 -> J_3 залишки		0,005420	x -> hidden neuron 270	0,268600	x -> hidden neuron 270	0,704444
809	hidden neuron 29 -> J_3 залишки		-0,029046	y -> hidden neuron 270	0,723124	y -> hidden neuron 270	0,325948
810	hidden neuron 30 -> J_3 залишки		0,039892	a -> hidden neuron 270	0,992169	a -> hidden neuron 270	0,974562
811	hidden neuron 31 -> J_3 залишки		0,028972	x -> hidden neuron 271	0,182222	x -> hidden neuron 271	0,922222
812	hidden neuron 32 -> J_3 залишки		0,041026	y -> hidden neuron 271	0,917526	y -> hidden neuron 271	0,858582
813	hidden neuron 33 -> J_3 залишки		0,061799	a -> hidden neuron 271	0,482366	a -> hidden neuron 271	0,129603
814	hidden neuron 34 -> J_3 залишки		0,005228	x -> hidden neuron 272	0,384300	x -> hidden neuron 272	0,011111
815	hidden neuron 35 -> J_3 залишки		-0,005996	y -> hidden neuron 272	0,681887	y -> hidden neuron 272	0,935183
816	hidden neuron 36 -> J_3 залишки		-0,022867	a -> hidden neuron 272	0,216220	a -> hidden neuron 272	0,214630
817	hidden neuron 37 -> J_3 залишки		0,027499	x -> hidden neuron 273	0,002222	x -> hidden neuron 273	0,895556
818	hidden neuron 38 -> J_3 залишки		0,005530	y -> hidden neuron 273	0,864507	y -> hidden neuron 273	0,390058
819	hidden neuron 39 -> J_3 залишки		-0,020234	a -> hidden neuron 273	0,976508	a -> hidden neuron 273	0,769657
820	hidden neuron 40 -> J_3 залишки		-0,027535	radial spread hidden neuron 1	0,059672	x -> hidden neuron 274	0,211111
821	hidden neuron 41 -> J_3 залишки		-0,060106	radial spread hidden neuron 2	0,136372	y -> hidden neuron 274	0,864474
822	hidden neuron 42 -> J_3 залишки		0,129868	radial spread hidden neuron 3	0,052648	a -> hidden neuron 274	0,933000
823	hidden neuron 43 -> J_3 залишки		-0,152585	radial spread hidden neuron 4	0,064185	x -> hidden neuron 275	0,868889
824	hidden neuron 44 -> J_3 залишки		0,014431	radial spread hidden neuron 5	0,103215	y -> hidden neuron 275	0,492833
825	hidden neuron 45 -> J_3 залишки		-0,000784	radial spread hidden neuron 6	0,100489	a -> hidden neuron 275	0,445975
826	hidden neuron 46 -> J_3 залишки		-0,055267	radial spread hidden neuron 7	0,117595	x -> hidden neuron 276	0,095556
827	hidden neuron 47 -> J_3 залишки		-0,023655	radial spread hidden neuron 8	0,132468	y -> hidden neuron 276	0,946968
828	hidden neuron 48 -> J_3 залишки		0,021504	radial spread hidden neuron 9	0,064731	a -> hidden neuron 276	0,549128
829	hidden neuron 49 -> J_3 залишки		-0,019139	radial spread hidden neuron 10	0,173292	x -> hidden neuron 277	0,469700
830	hidden neuron 50 -> J_3 залишки		0,016992	radial spread hidden neuron 11	0,089045	y -> hidden neuron 277	0,560749
831	hidden neuron 51 -> J_3 залишки		0,005482	radial spread hidden neuron 12	0,120717	a -> hidden neuron 277	0,833752
832	hidden neuron 52 -> J_3 залишки		0,201620	radial spread hidden neuron 13	0,096222	x -> hidden neuron 278	0,862222
833	hidden neuron 53 -> J_3 залишки		0,031912	radial spread hidden neuron 14	0,048892	y -> hidden neuron 278	0,829120
834	hidden neuron 54 -> J_3 залишки		0,000878				

Network weights (Таблиця а 7 9 відтв.)						
Weight	Connections		Connections		Connections	
	1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
841	hidden neuron 61 --> J 3 залишки	0,045465	radial spread hidden neuron 22	0,140900	x --> hidden neuron 281	0,675556
842	hidden neuron 62 --> J 3 залишки	-0,012923	radial spread hidden neuron 23	0,195214	y --> hidden neuron 281	0,346583
843	hidden neuron 63 --> J 3 залишки	0,055642	radial spread hidden neuron 24	0,160528	a --> hidden neuron 281	0,206818
844	hidden neuron 64 --> J 3 залишки	-0,051878	radial spread hidden neuron 25	0,130155	x --> hidden neuron 282	0,044444
845	hidden neuron 65 --> J 3 залишки	0,076296	radial spread hidden neuron 26	0,101929	y --> hidden neuron 282	0,687702
846	hidden neuron 66 --> J 3 залишки	0,034780	radial spread hidden neuron 27	0,087743	a --> hidden neuron 282	0,446475
847	hidden neuron 67 --> J 3 залишки	0,138719	radial spread hidden neuron 28	0,128822	x --> hidden neuron 283	0,093333
848	hidden neuron 68 --> J 3 залишки	-0,062943	radial spread hidden neuron 29	0,103454	y --> hidden neuron 283	0,136725
849	hidden neuron 69 --> J 3 залишки	0,032212	radial spread hidden neuron 30	0,067844	a --> hidden neuron 283	0,637660
850	hidden neuron 70 --> J 3 залишки	0,022889	radial spread hidden neuron 31	0,136296	x --> hidden neuron 284	0,664100
851	hidden neuron 71 --> J 3 залишки	-0,022689	radial spread hidden neuron 32	0,118648	y --> hidden neuron 284	0,068720
852	hidden neuron 72 --> J 3 залишки	0,027555	radial spread hidden neuron 33	0,093101	a --> hidden neuron 284	0,273317
853	hidden neuron 73 --> J 3 залишки	-0,013290	radial spread hidden neuron 34	0,059672	x --> hidden neuron 285	0,215556
854	hidden neuron 74 --> J 3 залишки	-0,007464	radial spread hidden neuron 35	0,068694	y --> hidden neuron 285	0,235994
855	hidden neuron 75 --> J 3 залишки	0,029358	radial spread hidden neuron 36	0,091660	a --> hidden neuron 285	0,305665
856	hidden neuron 76 --> J 3 залишки	-0,120756	radial spread hidden neuron 37	0,109161	x --> hidden neuron 286	0,451700
857	hidden neuron 77 --> J 3 залишки	-0,521409	radial spread hidden neuron 38	0,099744	y --> hidden neuron 286	0,152351
858	hidden neuron 78 --> J 3 залишки	-0,026337	radial spread hidden neuron 39	0,092997	a --> hidden neuron 286	0,277724
859	hidden neuron 79 --> J 3 залишки	0,168976	radial spread hidden neuron 40	0,065977	x --> hidden neuron 287	0,797778
860	hidden neuron 80 --> J 3 залишки	0,008174	radial spread hidden neuron 41	0,065977	y --> hidden neuron 287	0,494737
861	hidden neuron 81 --> J 3 залишки	0,025758	radial spread hidden neuron 42	0,066522	a --> hidden neuron 287	0,846972
862	hidden neuron 82 --> J 3 залишки	-0,133971	radial spread hidden neuron 43	0,060531	x --> hidden neuron 288	0,166667
863	hidden neuron 83 --> J 3 залишки	0,009417	radial spread hidden neuron 44	0,077283	y --> hidden neuron 288	0,156759
864	hidden neuron 84 --> J 3 залишки	-0,010000	radial spread hidden neuron 45	0,047740	a --> hidden neuron 288	0,823036
865	hidden neuron 85 --> J 3 залишки	0,057923	radial spread hidden neuron 46	0,087215	x --> hidden neuron 289	0,563500
866	hidden neuron 86 --> J 3 залишки	0,080692	radial spread hidden neuron 47	0,091334	y --> hidden neuron 289	0,593423
867	hidden neuron 87 --> J 3 залишки	-0,033190	radial spread hidden neuron 48	0,048634	a --> hidden neuron 289	0,364353
868	hidden neuron 88 --> J 3 залишки	0,010712	radial spread hidden neuron 49	0,061598	x --> hidden neuron 290	0,682222
869	hidden neuron 89 --> J 3 залишки	-0,034093	radial spread hidden neuron 50	0,157652	y --> hidden neuron 290	0,787873
870	hidden neuron 90 --> J 3 залишки	-0,019385	radial spread hidden neuron 51	0,139372	a --> hidden neuron 290	0,059659
871	hidden neuron 91 --> J 3 залишки	0,142248	radial spread hidden neuron 52	0,136298	x --> hidden neuron 291	0,315400
872	hidden neuron 92 --> J 3 залишки	-0,022784	radial spread hidden neuron 53	0,029950	y --> hidden neuron 291	0,425819
873	hidden neuron 93 --> J 3 залишки	-0,013182	radial spread hidden neuron 54	0,054956	a --> hidden neuron 291	0,538412
874	hidden neuron 94 --> J 3 залишки	-0,163054	radial spread hidden neuron 55	0,129853	x --> hidden neuron 292	0,385700
875	hidden neuron 95 --> J 3 залишки	0,005546	radial spread hidden neuron 56	0,104535	y --> hidden neuron 292	0,717164
876	hidden neuron 96 --> J 3 залишки	0,065787	radial spread hidden neuron 57	0,101132	a --> hidden neuron 292	0,843567
877	hidden neuron 97 --> J 3 залишки	0,033403	radial spread hidden neuron 58	0,140132	x --> hidden neuron 293	0,964444
878	hidden neuron 98 --> J 3 залишки	-0,176843	radial spread hidden neuron 59	0,077851	y --> hidden neuron 293	0,888044
879	hidden neuron 99 --> J 3 залишки	-0,008100	radial spread hidden neuron 60	0,113353	a --> hidden neuron 293	0,139318
880	hidden neuron 100 --> J 3 залишки	0,027672	radial spread hidden neuron 61	0,065927	x --> hidden neuron 294	0,942222
881	hidden neuron 101 --> J 3 залишки	0,077882	radial spread hidden neuron 62	0,106986	y --> hidden neuron 294	0,840905
882	hidden neuron 102 --> J 3 залишки	-0,022516	radial spread hidden neuron 63	0,105982	a --> hidden neuron 294	0,365755
883	hidden neuron 103 --> J 3 залишки	-0,032931	radial spread hidden neuron 64	0,066522	x --> hidden neuron 295	0,229500
884	hidden neuron 104 --> J 3 залишки	-0,064934	radial spread hidden neuron 65	0,051816	y --> hidden neuron 295	0,245811

Network weights (Таблиця а 7 9 відтв.)						
Weight	Connections		Connections		Connections	
	1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
885	hidden neuron 105 --> J 3 залишки	-0,032938	radial spread hidden neuron 66	0,124850	a --> hidden neuron 295	0,061121
886	hidden neuron 106 --> J 3 залишки	0,030045	radial spread hidden neuron 67	0,220398	x --> hidden neuron 296	0,713333
887	hidden neuron 107 --> J 3 залишки	0,013925	radial spread hidden neuron 68	0,137267	y --> hidden neuron 296	0,266346
888	hidden neuron 108 --> J 3 залишки	-0,017400	radial spread hidden neuron 69	0,060531	a --> hidden neuron 296	0,556940
889	hidden neuron 109 --> J 3 залишки	0,005035	radial spread hidden neuron 70	0,136519	x --> hidden neuron 297	0,068889
890	hidden neuron 110 --> J 3 залишки	-0,042724	radial spread hidden neuron 71	0,067750	y --> hidden neuron 297	0,301005
891	hidden neuron 111 --> J 3 залишки	-0,203517	radial spread hidden neuron 72	0,158000	a --> hidden neuron 297	0,410722
892	hidden neuron 112 --> J 3 залишки	0,031064	radial spread hidden neuron 73	0,047740	radial spread hidden neuron 1	0,098262
893	hidden neuron 113 --> J 3 залишки	-0,035237	radial spread hidden neuron 74	0,117595	radial spread hidden neuron 2	0,039563
894	hidden neuron 114 --> J 3 залишки	0,056909	radial spread hidden neuron 75	0,101132	radial spread hidden neuron 3	0,114494
895	hidden neuron 115 --> J 3 залишки	0,033089	radial spread hidden neuron 76	0,063091	radial spread hidden neuron 4	0,108127
896	hidden neuron 116 --> J 3 залишки	0,013113	radial spread hidden neuron 77	0,114169	radial spread hidden neuron 5	0,064410
897	hidden neuron 117 --> J 3 залишки	-0,070626	radial spread hidden neuron 78	0,093226	radial spread hidden neuron 6	0,132819
898	hidden neuron 118 --> J 3 залишки	0,014681	radial spread hidden neuron 79	0,107571	radial spread hidden neuron 7	0,100287
899	hidden neuron 119 --> J 3 залишки	-0,022045	radial spread hidden neuron 80	0,095956	radial spread hidden neuron 8	0,095663
900	hidden neuron 120 --> J 3 залишки	0,112155	radial spread hidden neuron 81	0,173590	radial spread hidden neuron 9	0,095130
901	hidden neuron 121 --> J 3 залишки	-0,013159	radial spread hidden neuron 82	0,064185	radial spread hidden neuron 10	0,088319
902	hidden neuron 122 --> J 3 залишки	-0,099520	radial spread hidden neuron 83	0,068519	radial spread hidden neuron 11	0,136076
903	hidden neuron 123 --> J 3 залишки	0,014893	radial spread hidden neuron 84	0,073536	radial spread hidden neuron 12	0,095313
904	hidden neuron 124 --> J 3 залишки	0,014371	radial spread hidden neuron 85	0,049963	radial spread hidden neuron 13	0,079811
905	hidden neuron 125 --> J 3 залишки	0,555310	radial spread hidden neuron 86	0,106348	radial spread hidden neuron 14	0,044800
906	hidden neuron 126 --> J 3 залишки	0,023547	radial spread hidden neuron 87	0,134121	radial spread hidden neuron 15	0,115807
907	hidden neuron 127 --> J 3 залишки	0,092125	radial spread hidden neuron 88	0,128872	radial spread hidden neuron 16	0,087728
908	hidden neuron 128 --> J 3 залишки	0,335741	radial spread hidden neuron 89	0,047389	radial spread hidden neuron 17	0,122416
909	hidden neuron 129 --> J 3 залишки	-0,092596	radial spread hidden neuron 90	0,071495	radial spread hidden neuron 18	0,067424
910	hidden neuron 130 --> J 3 залишки	0,026778	radial spread hidden neuron 91	0,051816	radial spread hidden neuron 19	0,125849
911	hidden neuron 131 --> J 3 залишки	-0,071395	radial spread hidden neuron 92	0,109632	radial spread hidden neuron 20	0,118214
912	hidden neuron 132 --> J 3 залишки	-0,023439	radial spread hidden neuron 93	0,049963	radial spread hidden neuron 21	0,093392
913	hidden neuron 133 --> J 3 залишки	0,062490	radial spread hidden neuron 94	0,110241	radial spread hidden neuron 22	0,061703
914	hidden neuron 134 --> J 3 залишки	0,015882	radial spread hidden neuron 95	0,134948	radial spread hidden neuron 23	0,108209
915	hidden neuron 135 --> J 3 залишки	0,171883	radial spread hidden neuron 96	0,069552	radial spread hidden neuron 24	0,065369
916	hidden neuron 136 --> J 3 залишки	-0,058648	radial spread hidden neuron 97	0,130844	radial spread hidden neuron 25	0,108127
917	hidden neuron 137 --> J 3 залишки	0,006228	radial spread hidden neuron 98	0,081172	radial spread hidden neuron 26	0,121373
918	hidden neuron 138 --> J 3 залишки	0,069358	radial spread hidden neuron 99	0,102456	radial spread hidden neuron 27	0,129357
919	hidden neuron 139 --> J 3 залишки	-0,085618	radial spread hidden neuron 100	0,112129	radial spread hidden neuron 28	0,067333
920	hidden neuron 140 --> J 3 залишки	-0,363373	radial spread hidden neuron 101	0,126338	radial spread hidden neuron 29	0,108010
921	hidden neuron 141 --> J 3 залишки	-0,032623	radial spread hidden neuron 102	0,086881	radial spread hidden neuron 30	0,088828
922	hidden neuron 142 --> J 3 залишки	-0,023568	radial spread hidden neuron 103	0,080149	radial spread hidden neuron 31	0,102301
923	hidden neuron 143 --> J 3 залишки	0,031525	radial spread hidden neuron 104	0,052116	radial spread hidden neuron 32	0,070671
924	hidden neuron 144 --> J 3 залишки	0,055161	radial spread hidden neuron 105	0,155730	radial spread hidden neuron 33	0,052486
925	hidden neuron 145 --> J 3 залишки	0,020912	radial spread hidden neuron 106	0,102904	radial spread hidden neuron 34	0,088666



Weight	Network weights (Таблиця_а_7_9_відт.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
926	hidden neuron 146 --> J_3 залишки	-0,032266	radial spread hidden neuron 107	0,054541	radial spread hidden neuron 35	0,129298
927	hidden neuron 147 --> J_3 залишки	0,018292	radial spread hidden neuron 108	0,069552	radial spread hidden neuron 36	0,056490
928	hidden neuron 148 --> J_3 залишки	0,089690	radial spread hidden neuron 109	0,068519	radial spread hidden neuron 37	0,063166
929	hidden neuron 149 --> J_3 залишки	-0,016359	radial spread hidden neuron 110	0,050761	radial spread hidden neuron 38	0,053556
930	hidden neuron 150 --> J_3 залишки	-0,002575	radial spread hidden neuron 111	0,081923	radial spread hidden neuron 39	0,130134
931	hidden neuron 151 --> J_3 залишки	-0,040330	radial spread hidden neuron 112	0,052648	radial spread hidden neuron 40	0,113046
932	hidden neuron 152 --> J_3 залишки	0,021620	radial spread hidden neuron 113	0,129958	radial spread hidden neuron 41	0,073201
933	hidden neuron 153 --> J_3 залишки	-0,087484	radial spread hidden neuron 114	0,098590	radial spread hidden neuron 42	0,080321
934	hidden neuron 154 --> J_3 залишки	-0,004244	radial spread hidden neuron 115	0,104671	radial spread hidden neuron 43	0,057165
935	hidden neuron 155 --> J_3 залишки	0,037224	radial spread hidden neuron 116	0,087743	radial spread hidden neuron 44	0,050601
936	hidden neuron 156 --> J_3 залишки	-0,134458	radial spread hidden neuron 117	0,078039	radial spread hidden neuron 45	0,066072
937	hidden neuron 157 --> J_3 залишки	-0,071428	radial spread hidden neuron 118	0,084600	radial spread hidden neuron 46	0,105403
938	hidden neuron 158 --> J_3 залишки	-0,019528	radial spread hidden neuron 119	0,072272	radial spread hidden neuron 47	0,076323
939	hidden neuron 159 --> J_3 залишки	-0,038256	radial spread hidden neuron 120	0,111259	radial spread hidden neuron 48	0,083598
940	hidden neuron 160 --> J_3 залишки	-0,059173	radial spread hidden neuron 121	0,095956	radial spread hidden neuron 49	0,068513
941	hidden neuron 161 --> J_3 залишки	0,078937	radial spread hidden neuron 122	0,124228	radial spread hidden neuron 50	0,065369
942	hidden neuron 162 --> J_3 залишки	0,057456	radial spread hidden neuron 123	0,077283	radial spread hidden neuron 51	0,140238
943	hidden neuron 163 --> J_3 залишки	0,002001	radial spread hidden neuron 124	0,076929	radial spread hidden neuron 52	0,136076
944	hidden neuron 164 --> J_3 залишки	0,050364	radial spread hidden neuron 125	0,123835	radial spread hidden neuron 53	0,063166
945	hidden neuron 165 --> J_3 залишки	-0,035642	radial spread hidden neuron 126	0,177632	radial spread hidden neuron 54	0,103947
946	hidden neuron 166 --> J_3 залишки	-0,026466	radial spread hidden neuron 127	0,112887	radial spread hidden neuron 55	0,051322
947	hidden neuron 167 --> J_3 залишки	0,026077	radial spread hidden neuron 128	0,155793	radial spread hidden neuron 56	0,082553
948	hidden neuron 168 --> J_3 залишки	-0,023183	radial spread hidden neuron 129	0,109464	radial spread hidden neuron 57	0,070671
949	hidden neuron 169 --> J_3 залишки	0,262543	radial spread hidden neuron 130	0,154544	radial spread hidden neuron 58	0,066981
950	hidden neuron 170 --> J_3 залишки	-0,035686	radial spread hidden neuron 131	0,086881	radial spread hidden neuron 59	0,065952
951	hidden neuron 171 --> J_3 залишки	0,001408	radial spread hidden neuron 132	0,039096	radial spread hidden neuron 60	0,030394
952	hidden neuron 172 --> J_3 залишки	-0,044952	radial spread hidden neuron 133	0,048919	radial spread hidden neuron 61	0,060985
953	hidden neuron 173 --> J_3 залишки	0,007724	radial spread hidden neuron 134	0,100489	radial spread hidden neuron 62	0,066072
954	hidden neuron 174 --> J_3 залишки	-0,002947	radial spread hidden neuron 135	0,116841	radial spread hidden neuron 63	0,118523
955	hidden neuron 175 --> J_3 залишки	0,048193	radial spread hidden neuron 136	0,109769	radial spread hidden neuron 64	0,162112
956	hidden neuron 176 --> J_3 залишки	0,003679	radial spread hidden neuron 137	0,091662	radial spread hidden neuron 65	0,125523
957	hidden neuron 177 --> J_3 залишки	-0,014398	radial spread hidden neuron 138	0,054956	radial spread hidden neuron 66	0,053763
958	hidden neuron 178 --> J_3 залишки	-0,019220	radial spread hidden neuron 139	0,178930	radial spread hidden neuron 67	0,087879
959	hidden neuron 179 --> J_3 залишки	0,072736	radial spread hidden neuron 140	0,080313	radial spread hidden neuron 68	0,051259
960	hidden neuron 180 --> J_3 залишки	0,076403	radial spread hidden neuron 141	0,086558	radial spread hidden neuron 69	0,057428
961	hidden neuron 181 --> J_3 залишки	-0,058156	radial spread hidden neuron 142	0,118822	radial spread hidden neuron 70	0,108719
962	hidden neuron 182 --> J_3 залишки	0,003360	radial spread hidden neuron 143	0,110212	radial spread hidden neuron 71	0,050143
963	hidden neuron 183 --> J_3 залишки	-0,009806	radial spread hidden neuron 144	0,103678	radial spread hidden neuron 72	0,087969
964	hidden neuron 184 --> J_3 залишки	0,035014	radial spread hidden neuron 145	0,050761	radial spread hidden neuron 73	0,065981
965	hidden neuron 185 --> J_3 залишки	-0,397644	radial spread hidden neuron 146	0,097860	radial spread hidden neuron 74	0,070613
966	hidden neuron 186 --> J_3 залишки	0,026099	radial spread hidden neuron 147	0,110906	radial spread hidden neuron 75	0,125252
967	hidden neuron 187 --> J_3 залишки	0,067012	radial spread hidden neuron 148	0,180065	radial spread hidden neuron 76	0,134232
968	hidden neuron 188 --> J_3 залишки	-0,016377	radial spread hidden neuron 149	0,080313	radial spread hidden neuron 77	0,119156
969	hidden neuron 189 --> J_3 залишки	-0,015630	radial spread hidden neuron 150	0,080952	radial spread hidden neuron 78	0,099441

Weight	Network weights (Таблиця_а_7_9_відт.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
970	hidden neuron 190 --> J_3 залишки	0,011007	radial spread hidden neuron 151	0,092997	radial spread hidden neuron 79	0,098262
971	hidden neuron 191 --> J_3 залишки	0,256746	radial spread hidden neuron 152	0,112567	radial spread hidden neuron 80	0,073074
972	hidden neuron 192 --> J_3 залишки	0,026807	radial spread hidden neuron 153	0,124228	radial spread hidden neuron 81	0,057428
973	hidden neuron 193 --> J_3 залишки	0,016000	radial spread hidden neuron 154	0,091334	radial spread hidden neuron 82	0,120756
974	hidden neuron 194 --> J_3 залишки	0,030143	radial spread hidden neuron 155	0,101592	radial spread hidden neuron 83	0,098556
975	hidden neuron 195 --> J_3 залишки	0,109500	radial spread hidden neuron 156	0,090447	radial spread hidden neuron 84	0,094211
976	hidden bias --> J_3 залишки	0,438016	radial spread hidden neuron 157	0,142858	radial spread hidden neuron 85	0,097592
977			radial spread hidden neuron 158	0,124092	radial spread hidden neuron 86	0,063589
978			radial spread hidden neuron 159	0,058635	radial spread hidden neuron 87	0,107824
979			radial spread hidden neuron 160	0,077989	radial spread hidden neuron 88	0,096957
980			radial spread hidden neuron 161	0,096014	radial spread hidden neuron 89	0,094935
981			radial spread hidden neuron 162	0,126338	radial spread hidden neuron 90	0,129520
982			radial spread hidden neuron 163	0,127696	radial spread hidden neuron 91	0,053556
983			radial spread hidden neuron 164	0,106986	radial spread hidden neuron 92	0,086223
984			radial spread hidden neuron 165	0,052116	radial spread hidden neuron 93	0,133444
985			radial spread hidden neuron 166	0,115277	radial spread hidden neuron 94	0,140953
986			radial spread hidden neuron 167	0,128822	radial spread hidden neuron 95	0,070613
987			radial spread hidden neuron 168	0,088848	radial spread hidden neuron 96	0,113811
988			radial spread hidden neuron 169	0,110906	radial spread hidden neuron 97	0,036267
989			radial spread hidden neuron 170	0,048892	radial spread hidden neuron 98	0,104039
990			radial spread hidden neuron 171	0,105130	radial spread hidden neuron 99	0,070286
991			radial spread hidden neuron 172	0,072272	radial spread hidden neuron 100	0,098748
992			radial spread hidden neuron 173	0,077095	radial spread hidden neuron 101	0,132642
993			radial spread hidden neuron 174	0,065927	radial spread hidden neuron 102	0,109912
994			radial spread hidden neuron 175	0,123835	radial spread hidden neuron 103	0,064410
995			radial spread hidden neuron 176	0,091001	radial spread hidden neuron 104	0,104080
996			radial spread hidden neuron 177	0,097203	radial spread hidden neuron 105	0,134954
997			radial spread hidden neuron 178	0,131811	radial spread hidden neuron 106	0,108504
998			radial spread hidden neuron 179	0,082884	radial spread hidden neuron 107	0,141230
999			radial spread hidden neuron 180	0,152867	radial spread hidden neuron 108	0,116844
1000			radial spread hidden neuron 181	0,100910	radial spread hidden neuron 109	0,072609
1001			radial spread hidden neuron 182	0,060968	radial spread hidden neuron 110	0,109660
1002			radial spread hidden neuron 183	0,067750	radial spread hidden neuron 111	0,105610
1003			radial spread hidden neuron 184	0,184038	radial spread hidden neuron 112	0,063589
1004			radial spread hidden neuron 185	0,077530	radial spread hidden neuron 113	0,140402
1005			radial spread hidden neuron 186	0,037759	radial spread hidden neuron 114	0,104039
1006			radial spread hidden neuron 187	0,094318	radial spread hidden neuron 115	0,097757
1007			radial spread hidden neuron 188	0,115026	radial spread hidden neuron 116	0,103252
1008			radial spread hidden neuron 189	0,122324	radial spread hidden neuron 117	0,090926
1009			radial spread hidden neuron 190	0,141949	radial spread hidden neuron 118	0,121905
1010			radial spread hidden neuron 191	0,086952	radial spread hidden neuron 119	0,115681
1011			radial spread hidden neuron 192	0,081923	radial spread hidden neuron 120	0,073074
1012			radial spread hidden neuron 193	0,071495	radial spread hidden neuron 121	0,133372
1013			radial spread hidden neuron 194	0,064731	radial spread hidden neuron 122	0,051322

Network weights (таблиця_а / 9 видів.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1014			radial spread hidden neuron 195	0,102904	radial spread hidden neuron 123	0,093867
1015			radial spread hidden neuron 196	0,160528	radial spread hidden neuron 124	0,100287
1016			radial spread hidden neuron 197	0,130844	radial spread hidden neuron 125	0,098988
1017			radial spread hidden neuron 198	0,115408	radial spread hidden neuron 126	0,077209
1018			radial spread hidden neuron 199	0,077095	radial spread hidden neuron 127	0,062700
1019			radial spread hidden neuron 200	0,119746	radial spread hidden neuron 128	0,062081
1020			radial spread hidden neuron 201	0,065621	radial spread hidden neuron 129	0,064909
1021			radial spread hidden neuron 202	0,102456	radial spread hidden neuron 130	0,135254
1022			radial spread hidden neuron 203	0,048634	radial spread hidden neuron 131	0,090586
1023			radial spread hidden neuron 204	0,092864	radial spread hidden neuron 132	0,161378
1024			radial spread hidden neuron 205	0,106294	radial spread hidden neuron 133	0,095663
1025			radial spread hidden neuron 206	0,107571	radial spread hidden neuron 134	0,088666
1026			radial spread hidden neuron 207	0,060968	radial spread hidden neuron 135	0,090433
1027			radial spread hidden neuron 208	0,077274	radial spread hidden neuron 136	0,122061
1028			radial spread hidden neuron 209	0,216624	radial spread hidden neuron 137	0,062700
1029			radial spread hidden neuron 210	0,115408	radial spread hidden neuron 138	0,064909
1030			radial spread hidden neuron 211	0,078039	radial spread hidden neuron 139	0,068884
1031			radial spread hidden neuron 212	0,085025	radial spread hidden neuron 140	0,067333
1032			radial spread hidden neuron 213	0,143018	radial spread hidden neuron 141	0,129745
1033			radial spread hidden neuron 214	0,164700	radial spread hidden neuron 142	0,135670
1034			radial spread hidden neuron 215	0,124850	radial spread hidden neuron 143	0,138865
1035			radial spread hidden neuron 216	0,072531	radial spread hidden neuron 144	0,097592
1036			radial spread hidden neuron 217	0,047389	radial spread hidden neuron 145	0,116685
1037			radial spread hidden neuron 218	0,096546	radial spread hidden neuron 146	0,102443
1038			radial spread hidden neuron 219	0,054541	radial spread hidden neuron 147	0,101731
1039			radial spread hidden neuron 220	0,103566	radial spread hidden neuron 148	0,053763
1040			radial spread hidden neuron 221	0,068990	radial spread hidden neuron 149	0,090586
1041			radial spread hidden neuron 222	0,096814	radial spread hidden neuron 150	0,140696
1042			radial spread hidden neuron 223	0,108431	radial spread hidden neuron 151	0,113811
1043			radial spread hidden neuron 224	0,121172	radial spread hidden neuron 152	0,102301
1044			radial spread hidden neuron 225	0,104033	radial spread hidden neuron 153	0,094216
1045			radial spread hidden neuron 226	0,109961	radial spread hidden neuron 154	0,114386
1046			radial spread hidden neuron 227	0,088848	radial spread hidden neuron 155	0,130425
1047			radial spread hidden neuron 228	0,109464	radial spread hidden neuron 156	0,104885
1048			radial spread hidden neuron 229	0,121551	radial spread hidden neuron 157	0,068513
1049			radial spread hidden neuron 230	0,086952	radial spread hidden neuron 158	0,088335
1050			radial spread hidden neuron 231	0,128505	radial spread hidden neuron 159	0,125613
1051			radial spread hidden neuron 232	0,132468	radial spread hidden neuron 160	0,204990
1052			radial spread hidden neuron 233	0,089045	radial spread hidden neuron 161	0,128958
1053			radial spread hidden neuron 234	0,152730	radial spread hidden neuron 162	0,202167
1054			radial spread hidden neuron 235	0,112567	radial spread hidden neuron 163	0,113673
1055			radial spread hidden neuron 236	0,096546	radial spread hidden neuron 164	0,060985
1056			radial spread hidden neuron 237	0,039096	radial spread hidden neuron 165	0,074857
1057			radial spread hidden neuron 238	0,070013	radial spread hidden neuron 166	0,165745
1058			radial spread hidden neuron 239	0,077851	radial spread hidden neuron 167	0,080321

Network weights (таблиця_а / 9 видів.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1058			radial spread hidden neuron 239	0,077851	radial spread hidden neuron 167	0,080321
1059			radial spread hidden neuron 240	0,097860	radial spread hidden neuron 168	0,095315
1060			radial spread hidden neuron 241	0,116350	radial spread hidden neuron 169	0,127903
1061			radial spread hidden neuron 242	0,096014	radial spread hidden neuron 170	0,072609
1062			radial spread hidden neuron 243	0,097802	radial spread hidden neuron 171	0,052486
1063			radial spread hidden neuron 244	0,114504	radial spread hidden neuron 172	0,071809
1064			radial spread hidden neuron 245	0,109769	radial spread hidden neuron 173	0,150707
1065			radial spread hidden neuron 246	0,108903	radial spread hidden neuron 174	0,109847
1066			radial spread hidden neuron 247	0,061598	radial spread hidden neuron 175	0,113438
1067			radial spread hidden neuron 248	0,099236	radial spread hidden neuron 176	0,126965
1068			radial spread hidden neuron 249	0,091084	radial spread hidden neuron 177	0,087969
1069			radial spread hidden neuron 250	0,109909	radial spread hidden neuron 178	0,068884
1070			radial spread hidden neuron 251	0,095821	radial spread hidden neuron 179	0,105058
1071			radial spread hidden neuron 252	0,070013	radial spread hidden neuron 180	0,113073
1072			radial spread hidden neuron 253	0,110212	radial spread hidden neuron 181	0,140809
1073			radial spread hidden neuron 254	0,094757	radial spread hidden neuron 182	0,090926
1074			radial spread hidden neuron 255	0,082884	radial spread hidden neuron 183	0,060750
1075			radial spread hidden neuron 256	0,095120	radial spread hidden neuron 184	0,095577
1076			radial spread hidden neuron 257	0,094097	radial spread hidden neuron 185	0,142800
1077			radial spread hidden neuron 258	0,080952	radial spread hidden neuron 186	0,069838
1078			radial spread hidden neuron 259	0,134232	radial spread hidden neuron 187	0,082621
1079			radial spread hidden neuron 260	0,114645	radial spread hidden neuron 188	0,101731
1080			radial spread hidden neuron 261	0,142758	radial spread hidden neuron 189	0,094935
1081			radial spread hidden neuron 262	0,091662	radial spread hidden neuron 190	0,170038
1082			radial spread hidden neuron 263	0,093153	radial spread hidden neuron 191	0,129357
1083			radial spread hidden neuron 264	0,074186	radial spread hidden neuron 192	0,114032
1084			radial spread hidden neuron 265	0,064225	radial spread hidden neuron 193	0,074627
1085			radial spread hidden neuron 266	0,099236	radial spread hidden neuron 194	0,170038
1086			radial spread hidden neuron 267	0,037759	radial spread hidden neuron 195	0,082553
1087			radial spread hidden neuron 268	0,091084	radial spread hidden neuron 196	0,135637
1088			radial spread hidden neuron 269	0,127971	radial spread hidden neuron 197	0,114032
1089			radial spread hidden neuron 270	0,050598	radial spread hidden neuron 198	0,136640
1090			radial spread hidden neuron 271	0,169874	radial spread hidden neuron 199	0,101245
1091			radial spread hidden neuron 272	0,103849	radial spread hidden neuron 200	0,114386
1092			radial spread hidden neuron 273	0,109909	radial spread hidden neuron 201	0,056490
1093			hidden neuron 1 -> J_3 залишки	-0,069716	radial spread hidden neuron 202	0,077209
1094			hidden neuron 2 -> J_3 залишки	-0,037890	radial spread hidden neuron 203	0,106510
1095			hidden neuron 3 -> J_3 залишки	0,032815	radial spread hidden neuron 204	0,145499
1096			hidden neuron 4 -> J_3 залишки	0,011156	radial spread hidden neuron 205	0,091288
1097			hidden neuron 5 -> J_3 залишки	0,054668	radial spread hidden neuron 206	0,098156
1098			hidden neuron 6 -> J_3 залишки	0,167226	radial spread hidden neuron 207	0,064440
1099			hidden neuron 7 -> J_3 залишки	-0,023834	radial spread hidden neuron 208	0,068884
1100			hidden neuron 8 -> J_3 залишки	0,022713	radial spread hidden neuron 209	0,128840
1101			hidden neuron 9 -> J_3 залишки	-0,003782	radial spread hidden neuron 210	0,121549

Network weights (Таблиця а_9_ч відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1102			hidden neuron 10 -> J_3 залишки	-0,038308	radial spread hidden neuron 211	0,103102
1103			hidden neuron 11 -> J_3 залишки	0,008232	radial spread hidden neuron 212	0,074857
1104			hidden neuron 12 -> J_3 залишки	0,133769	radial spread hidden neuron 213	0,035866
1105			hidden neuron 13 -> J_3 залишки	0,010162	radial spread hidden neuron 214	0,120756
1106			hidden neuron 14 -> J_3 залишки	-0,010610	radial spread hidden neuron 215	0,087879
1107			hidden neuron 15 -> J_3 залишки	-0,089327	radial spread hidden neuron 216	0,070286
1108			hidden neuron 16 -> J_3 залишки	-0,016042	radial spread hidden neuron 217	0,039563
1109			hidden neuron 17 -> J_3 залишки	-0,013387	radial spread hidden neuron 218	0,073455
1110			hidden neuron 18 -> J_3 залишки	-0,372149	radial spread hidden neuron 219	0,128840
1111			hidden neuron 19 -> J_3 залишки	0,371222	radial spread hidden neuron 220	0,142637
1112			hidden neuron 20 -> J_3 залишки	-0,128573	radial spread hidden neuron 221	0,106863
1113			hidden neuron 21 -> J_3 залишки	-0,044376	radial spread hidden neuron 222	0,104349
1114			hidden neuron 22 -> J_3 залишки	-0,032211	radial spread hidden neuron 223	0,122494
1115			hidden neuron 23 -> J_3 залишки	0,038114	radial spread hidden neuron 224	0,073455
1116			hidden neuron 24 -> J_3 залишки	0,003639	radial spread hidden neuron 225	0,153869
1117			hidden neuron 25 -> J_3 залишки	-0,001718	radial spread hidden neuron 226	0,194521
1118			hidden neuron 26 -> J_3 залишки	-0,020976	radial spread hidden neuron 227	0,095343
1119			hidden neuron 27 -> J_3 залишки	0,305445	radial spread hidden neuron 228	0,095315
1120			hidden neuron 28 -> J_3 залишки	-0,143166	radial spread hidden neuron 229	0,132014
1121			hidden neuron 29 -> J_3 залишки	-0,111519	radial spread hidden neuron 230	0,110787
1122			hidden neuron 30 -> J_3 залишки	-0,295943	radial spread hidden neuron 231	0,057867
1123			hidden neuron 31 -> J_3 залишки	0,017916	radial spread hidden neuron 232	0,067424
1124			hidden neuron 32 -> J_3 залишки	-0,003398	radial spread hidden neuron 233	0,160497
1125			hidden neuron 33 -> J_3 залишки	0,139811	radial spread hidden neuron 234	0,103526
1126			hidden neuron 34 -> J_3 залишки	0,054936	radial spread hidden neuron 235	0,088335
1127			hidden neuron 35 -> J_3 залишки	0,047859	radial spread hidden neuron 236	0,040462
1128			hidden neuron 36 -> J_3 залишки	-0,098878	radial spread hidden neuron 237	0,098748
1129			hidden neuron 37 -> J_3 залишки	0,128195	radial spread hidden neuron 238	0,135637
1130			hidden neuron 38 -> J_3 залишки	0,023350	radial spread hidden neuron 239	0,054466
1131			hidden neuron 39 -> J_3 залишки	0,038402	radial spread hidden neuron 240	0,050837
1132			hidden neuron 40 -> J_3 залишки	0,015088	radial spread hidden neuron 241	0,077572
1133			hidden neuron 41 -> J_3 залишки	0,018570	radial spread hidden neuron 242	0,050601
1134			hidden neuron 42 -> J_3 залишки	-0,030938	radial spread hidden neuron 243	0,069838
1135			hidden neuron 43 -> J_3 залишки	0,396384	radial spread hidden neuron 244	0,123431
1136			hidden neuron 44 -> J_3 залишки	0,136573	radial spread hidden neuron 245	0,123332
1137			hidden neuron 45 -> J_3 залишки	-0,105421	radial spread hidden neuron 246	0,063379
1138			hidden neuron 46 -> J_3 залишки	-0,071357	radial spread hidden neuron 247	0,051259
1139			hidden neuron 47 -> J_3 залишки	-0,005938	radial spread hidden neuron 248	0,109660
1140			hidden neuron 48 -> J_3 залишки	-0,209917	radial spread hidden neuron 249	0,054466
1141			hidden neuron 49 -> J_3 залишки	-0,014428	radial spread hidden neuron 250	0,064440
1142			hidden neuron 50 -> J_3 залишки	-0,013945	radial spread hidden neuron 251	0,108330
1143			hidden neuron 51 -> J_3 залишки	0,049233	radial spread hidden neuron 252	0,057867
1144			hidden neuron 52 -> J_3 залишки	0,055746	radial spread hidden neuron 253	0,082621
1145			hidden neuron 53 -> J_3 залишки	0,005758	radial spread hidden neuron 254	0,128297

Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1145			hidden neuron 53 -> J_3 залишки	0,005758	radial spread hidden neuron 254	0,128297
1146			hidden neuron 54 -> J_3 залишки	0,000271	radial spread hidden neuron 255	0,117623
1147			hidden neuron 55 -> J_3 залишки	0,095039	radial spread hidden neuron 256	0,105834
1148			hidden neuron 56 -> J_3 залишки	0,025672	radial spread hidden neuron 257	0,073201
1149			hidden neuron 57 -> J_3 залишки	0,102718	radial spread hidden neuron 258	0,103252
1150			hidden neuron 58 -> J_3 залишки	0,061289	radial spread hidden neuron 259	0,128516
1151			hidden neuron 59 -> J_3 залишки	0,256356	radial spread hidden neuron 260	0,151768
1152			hidden neuron 60 -> J_3 залишки	0,048922	radial spread hidden neuron 261	0,036267
1153			hidden neuron 61 -> J_3 залишки	-0,026725	radial spread hidden neuron 262	0,074627
1154			hidden neuron 62 -> J_3 залишки	0,214046	radial spread hidden neuron 263	0,183322
1155			hidden neuron 63 -> J_3 залишки	0,014515	radial spread hidden neuron 264	0,085813
1156			hidden neuron 64 -> J_3 залишки	0,007986	radial spread hidden neuron 265	0,088828
1157			hidden neuron 65 -> J_3 залишки	0,024974	radial spread hidden neuron 266	0,099441
1158			hidden neuron 66 -> J_3 залишки	0,008513	radial spread hidden neuron 267	0,035866
1159			hidden neuron 67 -> J_3 залишки	0,046389	radial spread hidden neuron 268	0,093373
1160			hidden neuron 68 -> J_3 залишки	0,029389	radial spread hidden neuron 269	0,162112
1161			hidden neuron 69 -> J_3 залишки	-0,231207	radial spread hidden neuron 270	0,050143
1162			hidden neuron 70 -> J_3 залишки	0,007422	radial spread hidden neuron 271	0,052394
1163			hidden neuron 71 -> J_3 залишки	-0,007507	radial spread hidden neuron 272	0,103526
1164			hidden neuron 72 -> J_3 залишки	0,017947	radial spread hidden neuron 273	0,134377
1165			hidden neuron 73 -> J_3 залишки	0,013924	radial spread hidden neuron 274	0,088319
1166			hidden neuron 74 -> J_3 залишки	0,026247	radial spread hidden neuron 275	0,118283
1167			hidden neuron 75 -> J_3 залишки	0,025145	radial spread hidden neuron 276	0,060750
1168			hidden neuron 76 -> J_3 залишки	0,243591	radial spread hidden neuron 277	0,115913
1169			hidden neuron 77 -> J_3 залишки	0,000943	radial spread hidden neuron 278	0,040462
1170			hidden neuron 78 -> J_3 залишки	0,019101	radial spread hidden neuron 279	0,044800
1171			hidden neuron 79 -> J_3 залишки	0,093700	radial spread hidden neuron 280	0,072609
1172			hidden neuron 80 -> J_3 залишки	0,065530	radial spread hidden neuron 281	0,128847
1173			hidden neuron 81 -> J_3 залишки	0,011851	radial spread hidden neuron 282	0,127771
1174			hidden neuron 82 -> J_3 залишки	-0,024813	radial spread hidden neuron 283	0,098988
1175			hidden neuron 83 -> J_3 залишки	-0,002309	radial spread hidden neuron 284	0,093746
1176			hidden neuron 84 -> J_3 залишки	0,189653	radial spread hidden neuron 285	0,104091
1177			hidden neuron 85 -> J_3 залишки	-0,158433	radial spread hidden neuron 286	0,050837
1178			hidden neuron 86 -> J_3 залишки	-0,104089	radial spread hidden neuron 287	0,116859
1179			hidden neuron 87 -> J_3 залишки	0,091700	radial spread hidden neuron 288	0,116454
1180			hidden neuron 88 -> J_3 залишки	-0,024478	radial spread hidden neuron 289	0,162711
1181			hidden neuron 89 -> J_3 залишки	0,525630	radial spread hidden neuron 290	0,057165
1182			hidden neuron 90 -> J_3 залишки	-0,003490	radial spread hidden neuron 291	0,095577
1183			hidden neuron 91 -> J_3 залишки	0,009794	radial spread hidden neuron 292	0,129745
1184			hidden neuron 92 -> J_3 залишки	0,395233	radial spread hidden neuron 293	0,052394
1185			hidden neuron 93 -> J_3 залишки	-0,011314	radial spread hidden neuron 294	0,097042
1186			hidden neuron 94 -> J_3 залишки	-0,122203	radial spread hidden neuron 295	0,115807
1187			hidden neuron 95 -> J_3 залишки	0,028161	radial spread hidden neuron 296	0,091288
1188			hidden neuron 96 -> J_3 залишки	0,072721	radial spread hidden neuron 297	0,098556

Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1189			hidden neuron 97 -> J_3 залишки	-0,005272	hidden neuron 1 -> J_3 залишки	-0,017473
1190			hidden neuron 98 -> J_3 залишки	0,027304	hidden neuron 2 -> J_3 залишки	-0,027500
1191			hidden neuron 99 -> J_3 залишки	-0,061717	hidden neuron 3 -> J_3 залишки	0,120382
1192			hidden neuron 100 -> J_3 залишки	0,002713	hidden neuron 4 -> J_3 залишки	-0,061263
1193			hidden neuron 101 -> J_3 залишки	-0,031464	hidden neuron 5 -> J_3 залишки	-0,020279
1194			hidden neuron 102 -> J_3 залишки	0,032047	hidden neuron 6 -> J_3 залишки	0,167025
1195			hidden neuron 103 -> J_3 залишки	0,086454	hidden neuron 7 -> J_3 залишки	-0,004010
1196			hidden neuron 104 -> J_3 залишки	0,041654	hidden neuron 8 -> J_3 залишки	0,068398
1197			hidden neuron 105 -> J_3 залишки	-0,006283	hidden neuron 9 -> J_3 залишки	-0,035866
1198			hidden neuron 106 -> J_3 залишки	-0,120825	hidden neuron 10 -> J_3 залишки	0,068118
1199			hidden neuron 107 -> J_3 залишки	-0,320248	hidden neuron 11 -> J_3 залишки	0,033822
1200			hidden neuron 108 -> J_3 залишки	-0,154032	hidden neuron 12 -> J_3 залишки	-0,030953
1201			hidden neuron 109 -> J_3 залишки	-0,005203	hidden neuron 13 -> J_3 залишки	-0,011879
1202			hidden neuron 110 -> J_3 залишки	0,204089	hidden neuron 14 -> J_3 залишки	0,003092
1203			hidden neuron 111 -> J_3 залишки	0,045005	hidden neuron 15 -> J_3 залишки	-0,167489
1204			hidden neuron 112 -> J_3 залишки	0,005636	hidden neuron 16 -> J_3 залишки	-0,010209
1205			hidden neuron 113 -> J_3 залишки	0,017063	hidden neuron 17 -> J_3 залишки	0,068378
1206			hidden neuron 114 -> J_3 залишки	0,014129	hidden neuron 18 -> J_3 залишки	-0,035553
1207			hidden neuron 115 -> J_3 залишки	0,022771	hidden neuron 19 -> J_3 залишки	0,007897
1208			hidden neuron 116 -> J_3 залишки	-0,380081	hidden neuron 20 -> J_3 залишки	-0,134339
1209			hidden neuron 117 -> J_3 залишки	0,119117	hidden neuron 21 -> J_3 залишки	-0,061487
1210			hidden neuron 118 -> J_3 залишки	0,024702	hidden neuron 22 -> J_3 залишки	-0,210868
1211			hidden neuron 119 -> J_3 залишки	-0,041634	hidden neuron 23 -> J_3 залишки	-0,325381
1212			hidden neuron 120 -> J_3 залишки	0,022281	hidden neuron 24 -> J_3 залишки	0,020949
1213			hidden neuron 121 -> J_3 залишки	0,010552	hidden neuron 25 -> J_3 залишки	0,147875
1214			hidden neuron 122 -> J_3 залишки	-0,113283	hidden neuron 26 -> J_3 залишки	0,004832
1215			hidden neuron 123 -> J_3 залишки	-0,182518	hidden neuron 27 -> J_3 залишки	-0,007630
1216			hidden neuron 124 -> J_3 залишки	0,139823	hidden neuron 28 -> J_3 залишки	0,068662
1217			hidden neuron 125 -> J_3 залишки	-0,020239	hidden neuron 29 -> J_3 залишки	-0,288124
1218			hidden neuron 126 -> J_3 залишки	0,008040	hidden neuron 30 -> J_3 залишки	-0,009212
1219			hidden neuron 127 -> J_3 залишки	-0,027996	hidden neuron 31 -> J_3 залишки	-0,029628
1220			hidden neuron 128 -> J_3 залишки	0,030932	hidden neuron 32 -> J_3 залишки	0,052267
1221			hidden neuron 129 -> J_3 залишки	0,046986	hidden neuron 33 -> J_3 залишки	0,028864
1222			hidden neuron 130 -> J_3 залишки	0,018415	hidden neuron 34 -> J_3 залишки	0,252931
1223			hidden neuron 131 -> J_3 залишки	-0,045531	hidden neuron 35 -> J_3 залишки	0,030977
1224			hidden neuron 132 -> J_3 залишки	-0,217220	hidden neuron 36 -> J_3 залишки	-0,015185
1225			hidden neuron 133 -> J_3 залишки	0,009989	hidden neuron 37 -> J_3 залишки	-0,000887
1226			hidden neuron 134 -> J_3 залишки	-0,000652	hidden neuron 38 -> J_3 залишки	-0,089445
1227			hidden neuron 135 -> J_3 залишки	-0,113241	hidden neuron 39 -> J_3 залишки	-0,048658
1228			hidden neuron 136 -> J_3 залишки	0,006441	hidden neuron 40 -> J_3 залишки	0,242239
1229			hidden neuron 137 -> J_3 залишки	0,188166	hidden neuron 41 -> J_3 залишки	0,007532
1230			hidden neuron 138 -> J_3 залишки	-0,000936	hidden neuron 42 -> J_3 залишки	-0,036884
1231			hidden neuron 139 -> J_3 залишки	0,017097	hidden neuron 43 -> J_3 залишки	-0,038664
1232			hidden neuron 140 -> J_3 залишки	0,040781	hidden neuron 44 -> J_3 залишки	-0,013148

Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1232			hidden neuron 140 -> J_3 залишки	0,040781	hidden neuron 44 -> J_3 залишки	-0,013148
1233			hidden neuron 141 -> J_3 залишки	0,031333	hidden neuron 45 -> J_3 залишки	0,023666
1234			hidden neuron 142 -> J_3 залишки	0,010819	hidden neuron 46 -> J_3 залишки	0,048212
1235			hidden neuron 143 -> J_3 залишки	0,038484	hidden neuron 47 -> J_3 залишки	-0,019841
1236			hidden neuron 144 -> J_3 залишки	0,217309	hidden neuron 48 -> J_3 залишки	-0,065353
1237			hidden neuron 145 -> J_3 залишки	-0,388711	hidden neuron 49 -> J_3 залишки	0,035792
1238			hidden neuron 146 -> J_3 залишки	-0,000950	hidden neuron 50 -> J_3 залишки	-0,022561
1239			hidden neuron 147 -> J_3 залишки	-0,025790	hidden neuron 51 -> J_3 залишки	-0,127165
1240			hidden neuron 148 -> J_3 залишки	0,065273	hidden neuron 52 -> J_3 залишки	-0,019156
1241			hidden neuron 149 -> J_3 залишки	-0,002651	hidden neuron 53 -> J_3 залишки	0,000093
1242			hidden neuron 150 -> J_3 залишки	0,051208	hidden neuron 54 -> J_3 залишки	-0,009913
1243			hidden neuron 151 -> J_3 залишки	-0,031105	hidden neuron 55 -> J_3 залишки	-0,057615
1244			hidden neuron 152 -> J_3 залишки	-0,023806	hidden neuron 56 -> J_3 залишки	0,059758
1245			hidden neuron 153 -> J_3 залишки	-0,037164	hidden neuron 57 -> J_3 залишки	0,007929
1246			hidden neuron 154 -> J_3 залишки	0,028701	hidden neuron 58 -> J_3 залишки	0,020865
1247			hidden neuron 155 -> J_3 залишки	0,047271	hidden neuron 59 -> J_3 залишки	0,043447
1248			hidden neuron 156 -> J_3 залишки	0,035816	hidden neuron 60 -> J_3 залишки	0,006058
1249			hidden neuron 157 -> J_3 залишки	-0,021973	hidden neuron 61 -> J_3 залишки	-0,003687
1250			hidden neuron 158 -> J_3 залишки	0,092168	hidden neuron 62 -> J_3 залишки	-0,004445
1251			hidden neuron 159 -> J_3 залишки	0,100631	hidden neuron 63 -> J_3 залишки	0,047451
1252			hidden neuron 160 -> J_3 залишки	-0,110432	hidden neuron 64 -> J_3 залишки	0,083234
1253			hidden neuron 161 -> J_3 залишки	0,035826	hidden neuron 65 -> J_3 залишки	0,031680
1254			hidden neuron 162 -> J_3 залишки	0,015749	hidden neuron 66 -> J_3 залишки	-0,001175
1255			hidden neuron 163 -> J_3 залишки	-0,015901	hidden neuron 67 -> J_3 залишки	0,156761
1256			hidden neuron 164 -> J_3 залишки	-0,151610	hidden neuron 68 -> J_3 залишки	0,020511
1257			hidden neuron 165 -> J_3 залишки	-0,022965	hidden neuron 69 -> J_3 залишки	0,310785
1258			hidden neuron 166 -> J_3 залишки	0,156283	hidden neuron 70 -> J_3 залишки	-0,036639
1259			hidden neuron 167 -> J_3 залишки	0,051090	hidden neuron 71 -> J_3 залишки	0,251499
1260			hidden neuron 168 -> J_3 залишки	0,258073	hidden neuron 72 -> J_3 залишки	0,044029
1261			hidden neuron 169 -> J_3 залишки	0,029202	hidden neuron 73 -> J_3 залишки	-0,066909
1262			hidden neuron 170 -> J_3 залишки	0,008850	hidden neuron 74 -> J_3 залишки	-0,140345
1263			hidden neuron 171 -> J_3 залишки	0,032939	hidden neuron 75 -> J_3 залишки	-0,125673
1264			hidden neuron 172 -> J_3 залишки	0,033645	hidden neuron 76 -> J_3 залишки	-0,012762
1265			hidden neuron 173 -> J_3 залишки	-0,181258	hidden neuron 77 -> J_3 залишки	0,086392
1266			hidden neuron 174 -> J_3 залишки	0,012926	hidden neuron 78 -> J_3 залишки	-0,004970
1267			hidden neuron 175 -> J_3 залишки	0,019072	hidden neuron 79 -> J_3 залишки	0,058692
1268			hidden neuron 176 -> J_3 залишки	0,019391	hidden neuron 80 -> J_3 залишки	-0,007535
1269			hidden neuron 177 -> J_3 залишки	0,051172	hidden neuron 81 -> J_3 залишки	-0,431549
1270			hidden neuron 178 -> J_3 залишки	0,007203	hidden neuron 82 -> J_3 залишки	0,040803
1271			hidden neuron 179 -> J_3 залишки	0,003824	hidden neuron 83 -> J_3 залишки	0,125155

Weight	Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1275			hidden neuron 183 -> J_3 записки	0,016946	hidden neuron 87 -> J_3 записки	0,044936
1276			hidden neuron 184 -> J_3 записки	0,028607	hidden neuron 88 -> J_3 записки	0,078494
1277			hidden neuron 185 -> J_3 записки	0,235544	hidden neuron 89 -> J_3 записки	-0,019500
1278			hidden neuron 186 -> J_3 записки	-0,013415	hidden neuron 90 -> J_3 записки	-0,044467
1279			hidden neuron 187 -> J_3 записки	0,027220	hidden neuron 91 -> J_3 записки	0,156649
1280			hidden neuron 188 -> J_3 записки	-0,114322	hidden neuron 92 -> J_3 записки	-0,011647
1281			hidden neuron 189 -> J_3 записки	-0,179761	hidden neuron 93 -> J_3 записки	0,068581
1282			hidden neuron 190 -> J_3 записки	-0,185038	hidden neuron 94 -> J_3 записки	-0,010717
1283			hidden neuron 191 -> J_3 записки	0,050653	hidden neuron 95 -> J_3 записки	-0,071110
1284			hidden neuron 192 -> J_3 записки	-0,013923	hidden neuron 96 -> J_3 записки	-0,004553
1285			hidden neuron 193 -> J_3 записки	-0,013406	hidden neuron 97 -> J_3 записки	-0,018003
1286			hidden neuron 194 -> J_3 записки	0,004654	hidden neuron 98 -> J_3 записки	0,043272
1287			hidden neuron 195 -> J_3 записки	0,069674	hidden neuron 99 -> J_3 записки	-0,003361
1288			hidden neuron 196 -> J_3 записки	0,030746	hidden neuron 100 -> J_3 записки	0,051855
1289			hidden neuron 197 -> J_3 записки	0,036133	hidden neuron 101 -> J_3 записки	-0,039021
1290			hidden neuron 198 -> J_3 записки	0,012065	hidden neuron 102 -> J_3 записки	-0,007363
1291			hidden neuron 199 -> J_3 записки	0,254427	hidden neuron 103 -> J_3 записки	0,204387
1292			hidden neuron 200 -> J_3 записки	-0,010876	hidden neuron 104 -> J_3 записки	-0,010376
1293			hidden neuron 201 -> J_3 записки	0,154833	hidden neuron 105 -> J_3 записки	-0,005790
1294			hidden neuron 202 -> J_3 записки	0,047281	hidden neuron 106 -> J_3 записки	-0,017725
1295			hidden neuron 203 -> J_3 записки	0,061416	hidden neuron 107 -> J_3 записки	0,008493
1296			hidden neuron 204 -> J_3 записки	0,103710	hidden neuron 108 -> J_3 записки	-0,040081
1297			hidden neuron 205 -> J_3 записки	-0,001274	hidden neuron 109 -> J_3 записки	0,008422
1298			hidden neuron 206 -> J_3 записки	0,059187	hidden neuron 110 -> J_3 записки	0,015676
1299			hidden neuron 207 -> J_3 записки	0,069761	hidden neuron 111 -> J_3 записки	0,293395
1300			hidden neuron 208 -> J_3 записки	-0,021328	hidden neuron 112 -> J_3 записки	0,054251
1301			hidden neuron 209 -> J_3 записки	-0,015245	hidden neuron 113 -> J_3 записки	0,183084
1302			hidden neuron 210 -> J_3 записки	-0,022594	hidden neuron 114 -> J_3 записки	-0,254842
1303			hidden neuron 211 -> J_3 записки	-0,081528	hidden neuron 115 -> J_3 записки	-0,024421
1304			hidden neuron 212 -> J_3 записки	-0,137761	hidden neuron 116 -> J_3 записки	0,056086
1305			hidden neuron 213 -> J_3 записки	0,006391	hidden neuron 117 -> J_3 записки	-0,002582
1306			hidden neuron 214 -> J_3 записки	-0,016815	hidden neuron 118 -> J_3 записки	0,014840
1307			hidden neuron 215 -> J_3 записки	-0,076425	hidden neuron 119 -> J_3 записки	0,080910
1308			hidden neuron 216 -> J_3 записки	-0,000670	hidden neuron 120 -> J_3 записки	-0,025201
1309			hidden neuron 217 -> J_3 записки	-0,485405	hidden neuron 121 -> J_3 записки	-0,059681
1310			hidden neuron 218 -> J_3 записки	-0,132352	hidden neuron 122 -> J_3 записки	-0,108668
1311			hidden neuron 219 -> J_3 записки	0,434603	hidden neuron 123 -> J_3 записки	0,006713
1312			hidden neuron 220 -> J_3 записки	0,105880	hidden neuron 124 -> J_3 записки	0,018738
1313			hidden neuron 221 -> J_3 записки	-0,056389	hidden neuron 125 -> J_3 записки	-0,143826
1314			hidden neuron 222 -> J_3 записки	-0,021394	hidden neuron 126 -> J_3 записки	-0,021727
1315			hidden neuron 223 -> J_3 записки	-0,004362	hidden neuron 127 -> J_3 записки	-0,017866
1316			hidden neuron 224 -> J_3 записки	-0,004260	hidden neuron 128 -> J_3 записки	-0,022607
1317			hidden neuron 225 -> J_3 записки	0,080379	hidden neuron 129 -> J_3 записки	-0,013151
1318			hidden neuron 226 -> J_3 записки	-0,054690	hidden neuron 130 -> J_3 записки	-0,026984

Weight	Network weights (Таблиця а_7_9 відтв.)					
	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1318			hidden neuron 226 -> J_3 записки	-0,054690	hidden neuron 130 -> J_3 записки	-0,026984
1319			hidden neuron 227 -> J_3 записки	-0,076809	hidden neuron 131 -> J_3 записки	0,132386
1320			hidden neuron 228 -> J_3 записки	-0,065847	hidden neuron 132 -> J_3 записки	0,040794
1321			hidden neuron 229 -> J_3 записки	0,077732	hidden neuron 133 -> J_3 записки	-0,127891
1322			hidden neuron 230 -> J_3 записки	-0,175898	hidden neuron 134 -> J_3 записки	-0,290585
1323			hidden neuron 231 -> J_3 записки	-0,069224	hidden neuron 135 -> J_3 записки	-0,005341
1324			hidden neuron 232 -> J_3 записки	-0,035709	hidden neuron 136 -> J_3 записки	0,056783
1325			hidden neuron 233 -> J_3 записки	0,000821	hidden neuron 137 -> J_3 записки	0,023897
1326			hidden neuron 234 -> J_3 записки	0,145947	hidden neuron 138 -> J_3 записки	-0,001642
1327			hidden neuron 235 -> J_3 записки	0,012996	hidden neuron 139 -> J_3 записки	0,021418
1328			hidden neuron 236 -> J_3 записки	0,047537	hidden neuron 140 -> J_3 записки	-0,076894
1329			hidden neuron 237 -> J_3 записки	-0,185500	hidden neuron 141 -> J_3 записки	0,073284
1330			hidden neuron 238 -> J_3 записки	0,016515	hidden neuron 142 -> J_3 записки	-0,206312
1331			hidden neuron 239 -> J_3 записки	-0,083719	hidden neuron 143 -> J_3 записки	0,103913
1332			hidden neuron 240 -> J_3 записки	0,028608	hidden neuron 144 -> J_3 записки	0,082086
1333			hidden neuron 241 -> J_3 записки	0,179236	hidden neuron 145 -> J_3 записки	-0,162595
1334			hidden neuron 242 -> J_3 записки	-0,037973	hidden neuron 146 -> J_3 записки	-0,052287
1335			hidden neuron 243 -> J_3 записки	-0,196038	hidden neuron 147 -> J_3 записки	-0,013029
1336			hidden neuron 244 -> J_3 записки	-0,094173	hidden neuron 148 -> J_3 записки	0,003977
1337			hidden neuron 245 -> J_3 записки	0,008824	hidden neuron 149 -> J_3 записки	-0,190730
1338			hidden neuron 246 -> J_3 записки	-0,017663	hidden neuron 150 -> J_3 записки	-0,045177
1339			hidden neuron 247 -> J_3 записки	0,084051	hidden neuron 151 -> J_3 записки	-0,042310
1340			hidden neuron 248 -> J_3 записки	0,051656	hidden neuron 152 -> J_3 записки	0,009858
1341			hidden neuron 249 -> J_3 записки	0,076270	hidden neuron 153 -> J_3 записки	0,036012
1342			hidden neuron 250 -> J_3 записки	0,031530	hidden neuron 154 -> J_3 записки	-0,068038
1343			hidden neuron 251 -> J_3 записки	-0,037405	hidden neuron 155 -> J_3 записки	0,068701
1344			hidden neuron 252 -> J_3 записки	0,017302	hidden neuron 156 -> J_3 записки	-0,009413
1345			hidden neuron 253 -> J_3 записки	-0,006142	hidden neuron 157 -> J_3 записки	0,003579
1346			hidden neuron 254 -> J_3 записки	-0,054748	hidden neuron 158 -> J_3 записки	0,169191
1347			hidden neuron 255 -> J_3 записки	-0,089190	hidden neuron 159 -> J_3 записки	-0,004493
1348			hidden neuron 256 -> J_3 записки	-0,010953	hidden neuron 160 -> J_3 записки	-0,032214
1349			hidden neuron 257 -> J_3 записки	-0,028481	hidden neuron 161 -> J_3 записки	0,029757
1350			hidden neuron 258 -> J_3 записки	0,003915	hidden neuron 162 -> J_3 записки	0,020401
1351			hidden neuron 259 -> J_3 записки	-0,005653	hidden neuron 163 -> J_3 записки	-0,018546
1352			hidden neuron 260 -> J_3 записки	-0,171400	hidden neuron 164 -> J_3 записки	-0,011266
1353			hidden neuron 261 -> J_3 записки	-0,045860	hidden neuron 165 -> J_3 записки	-0,025135
1354			hidden neuron 262 -> J_3 записки	-0,115507	hidden neuron 166 -> J_3 записки	-0,075992
1355			hidden neuron 263 -> J_3 записки	-0,052687	hidden neuron 167 -> J_3 записки	0,021676
1356			hidden neuron 264 -> J_3 записки	-0,260620	hidden neuron 168 -> J_3 записки	0,111955

Network weights (Таблиця_а_7_9_відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1357			hidden neuron 265 -> J_3 залишки	-0,008683	hidden neuron 169 -> J_3 залишки	-0,038170
1358			hidden neuron 266 -> J_3 залишки	0,007172	hidden neuron 170 -> J_3 залишки	0,008543
1359			hidden neuron 267 -> J_3 залишки	-0,036920	hidden neuron 171 -> J_3 залишки	-0,028422
1360			hidden neuron 268 -> J_3 залишки	-0,031742	hidden neuron 172 -> J_3 залишки	-0,001009
1361			hidden neuron 269 -> J_3 залишки	0,018307	hidden neuron 173 -> J_3 залишки	0,021202
1362			hidden neuron 270 -> J_3 залишки	0,089671	hidden neuron 174 -> J_3 залишки	-0,116497
1363			hidden neuron 271 -> J_3 залишки	0,007318	hidden neuron 175 -> J_3 залишки	0,099489
1364			hidden neuron 272 -> J_3 залишки	0,099164	hidden neuron 176 -> J_3 залишки	-0,014295
1365			hidden neuron 273 -> J_3 залишки	-0,028440	hidden neuron 177 -> J_3 залишки	-0,089681
1366			hidden bias -> J_3 залишки	0,385792	hidden neuron 178 -> J_3 залишки	-0,059588
1367					hidden neuron 179 -> J_3 залишки	0,021680
1368					hidden neuron 180 -> J_3 залишки	-0,021180
1369					hidden neuron 181 -> J_3 залишки	-0,021331
1370					hidden neuron 182 -> J_3 залишки	-0,061856
1371					hidden neuron 183 -> J_3 залишки	0,003712
1372					hidden neuron 184 -> J_3 залишки	-0,117529
1373					hidden neuron 185 -> J_3 залишки	0,330175
1374					hidden neuron 186 -> J_3 залишки	0,021787
1375					hidden neuron 187 -> J_3 залишки	-0,025582
1376					hidden neuron 188 -> J_3 залишки	0,033262
1377					hidden neuron 189 -> J_3 залишки	0,076746
1378					hidden neuron 190 -> J_3 залишки	0,007312
1379					hidden neuron 191 -> J_3 залишки	0,004005
1380					hidden neuron 192 -> J_3 залишки	0,015416
1381					hidden neuron 193 -> J_3 залишки	0,025064
1382					hidden neuron 194 -> J_3 залишки	-0,055108
1383					hidden neuron 195 -> J_3 залишки	0,031093
1384					hidden neuron 196 -> J_3 залишки	0,148563
1385					hidden neuron 197 -> J_3 залишки	-0,031827
1386					hidden neuron 198 -> J_3 залишки	-0,130564
1387					hidden neuron 199 -> J_3 залишки	0,021876
1388					hidden neuron 200 -> J_3 залишки	0,064995
1389					hidden neuron 201 -> J_3 залишки	0,020790
1390					hidden neuron 202 -> J_3 залишки	-0,035398
1391					hidden neuron 203 -> J_3 залишки	-0,009012
1392					hidden neuron 204 -> J_3 залишки	-0,032883
1393					hidden neuron 205 -> J_3 залишки	-0,103011
1394					hidden neuron 206 -> J_3 залишки	-0,025969
1395					hidden neuron 207 -> J_3 залишки	0,009584
1396					hidden neuron 208 -> J_3 залишки	0,012204
1397					hidden neuron 209 -> J_3 залишки	-0,037416
1398					hidden neuron 210 -> J_3 залишки	0,093393
1399					hidden neuron 211 -> J_3 залишки	-0,040925
1400					hidden neuron 212 -> J_3 залишки	-0,003822

Network weights (Таблиця_а_7_9_відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1400					hidden neuron 212 -> J_3 залишки	-0,003822
1401					hidden neuron 213 -> J_3 залишки	-0,004277
1402					hidden neuron 214 -> J_3 залишки	-0,013473
1403					hidden neuron 215 -> J_3 залишки	0,017646
1404					hidden neuron 216 -> J_3 залишки	-0,005540
1405					hidden neuron 217 -> J_3 залишки	0,014805
1406					hidden neuron 218 -> J_3 залишки	-0,001582
1407					hidden neuron 219 -> J_3 залишки	0,025952
1408					hidden neuron 220 -> J_3 залишки	0,192233
1409					hidden neuron 221 -> J_3 залишки	-0,002322
1410					hidden neuron 222 -> J_3 залишки	-0,031413
1411					hidden neuron 223 -> J_3 залишки	0,184432
1412					hidden neuron 224 -> J_3 залишки	-0,012212
1413					hidden neuron 225 -> J_3 залишки	0,173278
1414					hidden neuron 226 -> J_3 залишки	-0,121929
1415					hidden neuron 227 -> J_3 залишки	-0,063960
1416					hidden neuron 228 -> J_3 залишки	-0,096311
1417					hidden neuron 229 -> J_3 залишки	-0,362539
1418					hidden neuron 230 -> J_3 залишки	-0,008580
1419					hidden neuron 231 -> J_3 залишки	0,268081
1420					hidden neuron 232 -> J_3 залишки	0,022446
1421					hidden neuron 233 -> J_3 залишки	-0,077413
1422					hidden neuron 234 -> J_3 залишки	-0,003074
1423					hidden neuron 235 -> J_3 залишки	-0,131632
1424					hidden neuron 236 -> J_3 залишки	-0,002200
1425					hidden neuron 237 -> J_3 залишки	-0,064143
1426					hidden neuron 238 -> J_3 залишки	-0,179766
1427					hidden neuron 239 -> J_3 залишки	-0,024863
1428					hidden neuron 240 -> J_3 залишки	0,034201
1429					hidden neuron 241 -> J_3 залишки	0,035982
1430					hidden neuron 242 -> J_3 залишки	0,000762
1431					hidden neuron 243 -> J_3 залишки	-0,029546
1432					hidden neuron 244 -> J_3 залишки	0,019436
1433					hidden neuron 245 -> J_3 залишки	-0,107438
1434					hidden neuron 246 -> J_3 залишки	-0,100679
1435					hidden neuron 247 -> J_3 залишки	-0,025203
1436					hidden neuron 248 -> J_3 залишки	-0,013504
1437					hidden neuron 249 -> J_3 залишки	0,030417
1438					hidden neuron 250 -> J_3 залишки	-0,008925
1439					hidden neuron 251 -> J_3 залишки	-0,038331
1440					hidden neuron 252 -> J_3 залишки	-0,434696

Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1443					hidden neuron 255 --> J_3 залишки	-0,033055
1444					hidden neuron 256 --> J_3 залишки	-0,026287
1445					hidden neuron 257 --> J_3 залишки	-0,013076
1446					hidden neuron 258 --> J_3 залишки	-0,159003
1447					hidden neuron 259 --> J_3 залишки	-0,104987
1448					hidden neuron 260 --> J_3 залишки	-0,004541
1449					hidden neuron 261 --> J_3 залишки	-0,038475
1450					hidden neuron 262 --> J_3 залишки	-0,032592
1451					hidden neuron 263 --> J_3 залишки	0,070381
1452					hidden neuron 264 --> J_3 залишки	-0,024138
1453					hidden neuron 265 --> J_3 залишки	-0,040070
1454					hidden neuron 266 --> J_3 залишки	-0,019207
1455					hidden neuron 267 --> J_3 залишки	-0,002751
1456					hidden neuron 268 --> J_3 залишки	0,005526
1457					hidden neuron 269 --> J_3 залишки	-0,080949
1458					hidden neuron 270 --> J_3 залишки	-0,166416
1459					hidden neuron 271 --> J_3 залишки	-0,006477
1460					hidden neuron 272 --> J_3 залишки	-0,058438
1461					hidden neuron 273 --> J_3 залишки	-0,023253
1462					hidden neuron 274 --> J_3 залишки	-0,116519
1463					hidden neuron 275 --> J_3 залишки	-0,047762
1464					hidden neuron 276 --> J_3 залишки	-0,002411
1465					hidden neuron 277 --> J_3 залишки	-0,007007
1466					hidden neuron 278 --> J_3 залишки	-0,006580
1467					hidden neuron 279 --> J_3 залишки	0,005199
1468					hidden neuron 280 --> J_3 залишки	-0,036217
1469					hidden neuron 281 --> J_3 залишки	-0,041236
1470					hidden neuron 282 --> J_3 залишки	-0,139262
1471					hidden neuron 283 --> J_3 залишки	-0,024916
1472					hidden neuron 284 --> J_3 залишки	-0,158566
1473					hidden neuron 285 --> J_3 залишки	0,007311
1474					hidden neuron 286 --> J_3 залишки	-0,100063
1475					hidden neuron 287 --> J_3 залишки	0,005314
1476					hidden neuron 288 --> J_3 залишки	0,241248
1477					hidden neuron 289 --> J_3 залишки	-0,033974
1478					hidden neuron 290 --> J_3 залишки	0,022313
1479					hidden neuron 291 --> J_3 залишки	0,009808
1480					hidden neuron 292 --> J_3 залишки	-0,027015
1481					hidden neuron 293 --> J_3 залишки	0,009421
1482					hidden neuron 294 --> J_3 залишки	-0,014753
1483					hidden neuron 295 --> J_3 залишки	0,073139
1484					hidden neuron 296 --> J_3 залишки	0,108052
1485					hidden neuron 297 --> J_3 залишки	-0,169993
1486					hidden bias --> J_3 залишки	0,458618

Network weights (Таблиця а 7_9 відтв.)						
Weight	Connections 1.RBF 3-195-1	Weight values 1.RBF 3-195-1	Connections 2.RBF 3-273-1	Weight values 2.RBF 3-273-1	Connections 3.RBF 3-297-1	Weight values 3.RBF 3-297-1
1473					hidden neuron 285 --> J_3 залишки	0,007311
1474					hidden neuron 286 --> J_3 залишки	-0,100063
1475					hidden neuron 287 --> J_3 залишки	0,005314
1476					hidden neuron 288 --> J_3 залишки	0,241248
1477					hidden neuron 289 --> J_3 залишки	-0,033974
1478					hidden neuron 290 --> J_3 залишки	0,022313
1479					hidden neuron 291 --> J_3 залишки	0,009808
1480					hidden neuron 292 --> J_3 залишки	-0,027015
1481					hidden neuron 293 --> J_3 залишки	0,009421
1482					hidden neuron 294 --> J_3 залишки	-0,014753
1483					hidden neuron 295 --> J_3 залишки	0,073139
1484					hidden neuron 296 --> J_3 залишки	0,108052
1485					hidden neuron 297 --> J_3 залишки	-0,169993
1486					hidden bias --> J_3 залишки	0,458618

## ОСНОВНІ ТЕРМІНИ ТА ВИЗНАЧЕННЯ ВИХРОСТРУМОВОГО КОНТРОЛЮ

**Розподіл вихрових струмів** (eddy current distribution) – векторне поле густини вихрових струмів.

**Вихрострумівий контроль** (eddy current testing) – неруйнівний метод, при якому використовуються електромагнітні ефекти індукованого струму в контрольованому виробі.

**Вихрові струми** (eddy currents) – електричний струм, індукований в провідному матеріалі змінним магнітним полем.

**Ефективна глибина проникнення** (effective depth of penetration) – глибина матеріалу, за якою електромагнітне поле вихрових струмів неможливо використовувати при контролі за допомогою вибраної схеми.

**Струм збудження** (excitation current) значення струму у котушці збудження.

**Частота збудження** (excitation frequency) – номінальна частота струму збудження.

**Скін-ефект** (skin effect) – концентрація електромагнітних полів і вихрових струмів в околі поверхні виробу, що контролюється, яка є результатом самоіндукції і залежить від частоти, електропровідності і проникності.

**Стандартна глибина проникнення  $\delta$**  (standard depth of penetration) глибина на якій напруженість електромагнітного поля або індукована густина вихрових струмів зменшується на 37 % від їх значення на поверхні.

**Вторинна обмотка; вимірювальний елемент** – обмотка і/або пристрій, який призначений для вимірювання напруженості магнітного поля, через яке проходить результуюче магнітне поле.

**Площа зони контролю** (area of coverage) – характеристика вихрострумівого перетворювача, що кількісно визначає зону контролю виробу.

**Ефект швидкості** (drag effect) - ефект, викликаний динамічними струмами.

**Динамічні струми** (dynamic currents) – додаткові вихрові струми, які наводяться переміщенням вихрострумівого перетворювача і об'єкту контролю відносно один одного.

**Довжина зони контролю** (length of coverage) – характеристика вихрострумівого перетворювача, яка кількісно визначає зону контролю виробу в напрямку шляху сканування.



## **ПЕРЕЛІК ДСТУ ТА СТАНДАРТІВ ISO В ГАЛУЗІ ВИХРОСТРУМОВОГО КОНТРОЛЮ**

ДСТУ EN ISO 12718:2016 (EN ISO 12718:2008, IDT, ISO 12718:2008 IDT) Неруйнівний контроль. Контроль вихрострумівий. Словник термінів

ДСТУ EN ISO 15548-1:2017 (EN ISO 15548-1:2013, IDT, ISO 15548-1:2013 IDT) Неруйнівний контроль. Обладнання для вихрострумівого контролю. Частина 1. Визначення характеристик і верифікація приладів.

ДСТУ EN ISO 15548-2:2017 (EN ISO 15548-2:2013, IDT, ISO 15548-2:2013 IDT) Неруйнівний контроль. Обладнання для вихрострумівого контролю. Частина 2. Визначення характеристик і верифікація перетворювачів.

ДСТУ EN ISO 15548-3:2017 (EN ISO 15548-3:2013, IDT, ISO 15548-3:2013 IDT) Неруйнівний контроль. Обладнання для вихрострумівого контролю. Частина 3. Визначення характеристик і верифікація системи.

ДСТУ EN 12084:2005 Неруйнівний контроль. Контроль вихрострумівий. Загальні вимоги і рекомендації.

ДСТУ ISO 15549:2015 Неруйнівний контроль. Вихрострумівий контроль. Загальні вимоги.

ДСТУ EN 13860:2007 Неруйнівний контроль. Вихрострумівий контроль. Частина 1. Характеристики приладів і їх перевіряння.

ДСТУ EN 13860-2:2008 Неруйнівний контроль. Вихрострумівий контроль. Частина 1. Характеристики перетворювачів і їх перевіряння.

ДСТУ EN 1330:2016 Неруйнівний контроль. Термінологія. Частина 1. Перелік загальних термінів.

ДСТУ EN 1330-2:2008 Неруйнівний контроль. Термінологія. Частина 2. Загальні терміни стосовно методів неруйнівного контролю.

ДСТУ EN 1330:2008 Неруйнівний контроль. Термінологія. Частина 5. Терміни стосовно вихрострумівого контролю.

Наукове видання

*Гальченко Володимир Якович, Трембовецька Руслана Володимирівна,  
Тичков Володимир Володимирович*

## НАКЛАДНІ ВИХРОСТРУМОВІ ПЕРЕТВОРЮВАЧІ З ОДНОРІДНОЮ ЧУТЛИВІСТЮ

Монографія  
В авторській редакції

На обкладинці використане зображення з сайту <https://www.researchgate.net>

**Видавець СГ НТМ «Новий курс»**

вул. Манізера, 3, м. Харків, 61002, Україна

E-mail: [nr1989@ukr.net](mailto:nr1989@ukr.net)

Свідоцтво про внесення суб'єкта видавничої справи до  
Державного реєстру видавців, виготовлювачів і  
розповсюджувачів видавничої продукції:  
серія ДК № 6392 від 07.09.2018

Здано до набору 20.09.2021.  
Підписано до друку 20.10.2021. Формат 60x84/16.  
Папір офс. Друк офсет. Гарнітура More offset.  
Умовн. друк. арк. 16,28. Обл. вид. арк. 16,9.  
Наклад 300 прим.



Це видання надруковано на папері  
із деревини відповідної нормам  
екологічного лісовикористання



**Виготовлено ФОП Гордієнко Є.І.**

Свідоцтво про внесення суб'єкта видавничої справи  
до Державного реєстру видавців, виготовників і  
розповсюджувачів видавничої продукції

Серія ДК № 4518 від 04.04.2013 р.

вул. Святотроїцька, 73/3, оф.5,  
м. Черкаси, 18000, Україна  
тел./факс: +38 (067) 444-28-94  
e-mail: [book.druk@gmail.com](mailto:book.druk@gmail.com)



### **Гальченко Володимир Якович**

Отримав ступінь доктора технічних наук у Харківському державному політехнічному університеті в 1999 р. Наразі є професором кафедри приладобудування, мехатроніки та комп'ютеризованих технологій у Черкаському державному технологічному університеті. Автор понад 320 наукових робіт, серед яких три монографії та десять навчальних посібників. Розробив біонічні методи еволюційного та популяційного з використанням метаевристик ройового інтелекту структурно-параметричного синтезу джерел магнітного поля з заданим розподілом, методи оптимального намагнічування об'єктів складної геометричної форми для задач магнітної та електромагнітної дефектоскопії, алгоритми фільтрації сигналів з використанням комбінованого вейвлет-фільтру та фільтру Калмана.

Член Українського товариства неруйнівного контролю. Наукові інтереси: неруйнівний контроль, математичне моделювання, оптимізація та інтелектуальний аналіз даних



### **Трембовецька Руслана Володимирівна**

Отримала ступінь доктора технічних наук в Черкаському державному технологічному університеті в 2021 р. та є доцентом кафедри приладобудування, мехатроніки та комп'ютеризованих технологій цього вузу.

Автор та співавтор понад 300 наукових робіт, серед яких одна колективна монографія та п'ять навчальних посібників.

Член Українського товариства неруйнівного контролю. Наукові інтереси: неруйнівний контроль, математичне моделювання, оптимізація та інтелектуальний аналіз даних

Член Українського товариства неруйнівного контролю. Наукові інтереси: неруйнівний контроль, математичне моделювання, оптимізація та інтелектуальний аналіз даних



### **Тичков Володимир Володимирович**

Отримав ступінь кандидата технічних наук в Черкаському державному технологічному університеті в 2017 р. та є доцентом кафедри приладобудування, мехатроніки та комп'ютеризованих технологій цього вузу.

Автор та співавтор понад 240 наукових робіт, серед яких одна колективна монографія.

Член Українського товариства неруйнівного контролю. Наукові інтереси: неруйнівний контроль, математичне моделювання, оптимізація та інтелектуальний аналіз даних.

ISBN 978-617-7886-28-9

