

Побудова MLP-метамоделі накладного вихрострумowego перетворювача для задачі сурогатного оптимального синтезу

Р. Трембовецька, к.т.н., доц., В. Гальченко, д.т.н., проф., В. Тичков, к.т.н.

Черкаський державний технологічний університет,
кафедра приладобудування, мехатроніки та комп'ютеризованих технологій, 18006, м. Черкаси, бул. Шевченка, 460,
r.trembovetska@chdtu.edu.ua

Abstract. Construction of the MLP-metamodel of the overhead eddy current converter for the surrogate optimal synthesis problem. – R. Trembovetska, V. Halchenko, V. Tyckov.

The MLP-metamodel development of the surface eddy current probe for the surrogate optimal synthesis problem is describes.

Keywords: eddy-current probe, eddy-current density distributions, metamodel, LP τ -sequence, MLP-metamodel.

Постановка проблеми та аналіз останніх досліджень. Неоднорідний розподіл щільності вихрових струмів (ЩВС) в масиві струмопровідного матеріалу об'єкту контролю (ОК) характерний для всіх типів вихрострумowych перетворювачів (ВСП). Щоб мінімізувати залежність чутливості перетворювача до дефекту від його орієнтації на ОК необхідно щоб розподіл ЩВС в зоні контролю був однорідний. Такий розподіл є ідеальним і бажаним для вихрострумowego контролю. В класичних існуючих конструкція накладних ВСП реалізувати такий розподіл неможливо. Проте можна максимально наблизити результуючий розподіл ЩВС до ідеального побудувавши котушки збудження ВСП у вигляді системи котушок певної структури з їх узгодженим або зустрічним включенням по полю [1].

Виникає задача створення рівномірного розподілу ЩВС в зоні контролю, яку можливо вирішити в рамках задачі оптимального синтезу. Задача оптимального синтезу передбачає багатократне рішення задачі аналізу для структури збудження, забезпечуючи розрахунок ЩВС в сукупності точок, що розташовані в зоні контролю, на поверхні ОК. Проте ця задача складна в реалізації, оскільки вимагає значних затрат обчислювальних та часових ресурсів для проведення цих розрахунків.

В теорії оптимізації ця проблема вирішується застосуванням технологій сурогатної оптимізації. Під сурогатною оптимізацією розуміють заміну "точної" цільової функції, побудованої на основі фізичних законів, на формальну "грубу" цільову функцію-замісник, отриману апроксимацією "точної", яка є набагато простіша в обчислювальному сенсі. Тобто в оптимізаційному алгоритмі в якості цільової функції використовується модель на модель або, по іншому, метамодель. Таким чином для формулювання функції цілі в рамках задачі оптимального синтезу можна використати метамодель ВСП, яка значно простіша в реалізації і менш ресурсоемна [2].

Мета роботи: побудова MLP-метамоделі вихрострумowego перетворювача, яку можна використовувати для розрахунку розподілу щільності вихрових струмів в точках, розташованих в контрольованій зоні.

Виклад основного матеріалу дослідження. При побудові метамоделі необхідно вирішувати три взаємопов'язані задачі: побудови регресійної (або апроксимаційної) моделі, планування обчислювального експерименту та перевірки валідності отриманих моделей. Задача побудови метамоделі вихрострумowego перетворювача у вигляді витка, що розташований над об'єктом контролю, вирішується послідовно розв'язанням кожної окремої задачі.

Оскільки в даному дослідженні складна топологія гіперповерхні відгуку (ЩВС) (рис.1 б) доцільним є використання не класичних методів планування експерименту, а комп'ютерних методів заповнення багатовимірного простору пошуку. Ці методи забезпечують однорідне заповнення простору пошуку опорними точками, в яких в подальшому розраховуються значення ресурсоемної цільової функції.

При виборі плану експерименту із реалізацією комп'ютерного заповнення багатовимірного простору пошуку можливі наступні методи засновані на послідовності Холтона, Чебишева, Соболя. Серед можливих варіантів перевагу слід віддати генераторам точок, що однорідно заповнюють простір пошуку та в процесі реалізації яких використовуються ЛП τ -послідовності Соболя. Ці послідовності мають наступні особливі властивості, відмічені в [3-4]: висока ймовірність потрапляння зондувальних точок послідовності в просторі пошуку в околі точок екстремумів і перегинів поверхні відгуку цільової функції, яка набагато перевищує ймовірність відомих на даний момент багатofакторних регулярних планів; слабо корельовані головні ефекти й ефекти взаємодії факторів; розподіл в евклідовому просторі точок, які є вже першими членами послідовності, характеризується унікальною властивістю однорідності та може бути отриманий за кінцевий час роботи генератора, а не в границі, як, наприклад, у рівномірних випадкових розподілів, при рівній кількості точок порівнюваних послідовностей. Тому, застосування ЛП τ -послідовностей при плануванні багатofакторного експерименту для отримання регресійних моделей є перспективним також для вирішення задач сурогатної оптимізації. В даному дослідженні для отримання точок плану експерименту використано ЛП τ -послідовності (ζ_1, ζ_2) для $N=255$ точок. В отриманих координатах зондувальних точок розраховувалися значення ресурсоемної цільової функції (рис.1 в, г).

Розглянемо задачу неруйнівного контролю, де об'єкт контролю має товщину d з відповідними фізичними параметрами матеріалу σ, μ_r . В якості котушки збудження ВСП використовувався виток із змінним струмом I частотою ω , що розташований на висоті z_0

над ОК (рис.1 а). Середовище вважалося лінійним, ізотропним. Взаємодія перетворювача із об'єктом контролю визначається відомими співвідношеннями, що отримують із рівнянь Максвелла. Складові щільності струму по координатах x, y відповідно визначаються за формулами [5]. Проілюструємо побудову метамоделі накладного ВСП із використанням обчислювальної

технології [6] на конкретному прикладі при наступних вихідних даних: товщина струмопровідного матеріалу $d=5\text{ мм}$; висота розташування витка над ОК $z_0=2\text{ мм}$; частота $f=100\text{ Гц}$; радіус витка $r_0=10\text{ мм}$; електрофізичні параметри матеріалу $\sigma=2.5 \cdot 10^6\text{ См/м}$ $\mu_r=1$, сила струму $I=1\text{ А}$; швидкість руху вздовж координат x, y дорівнювала 0, тобто розглядався статичний процес

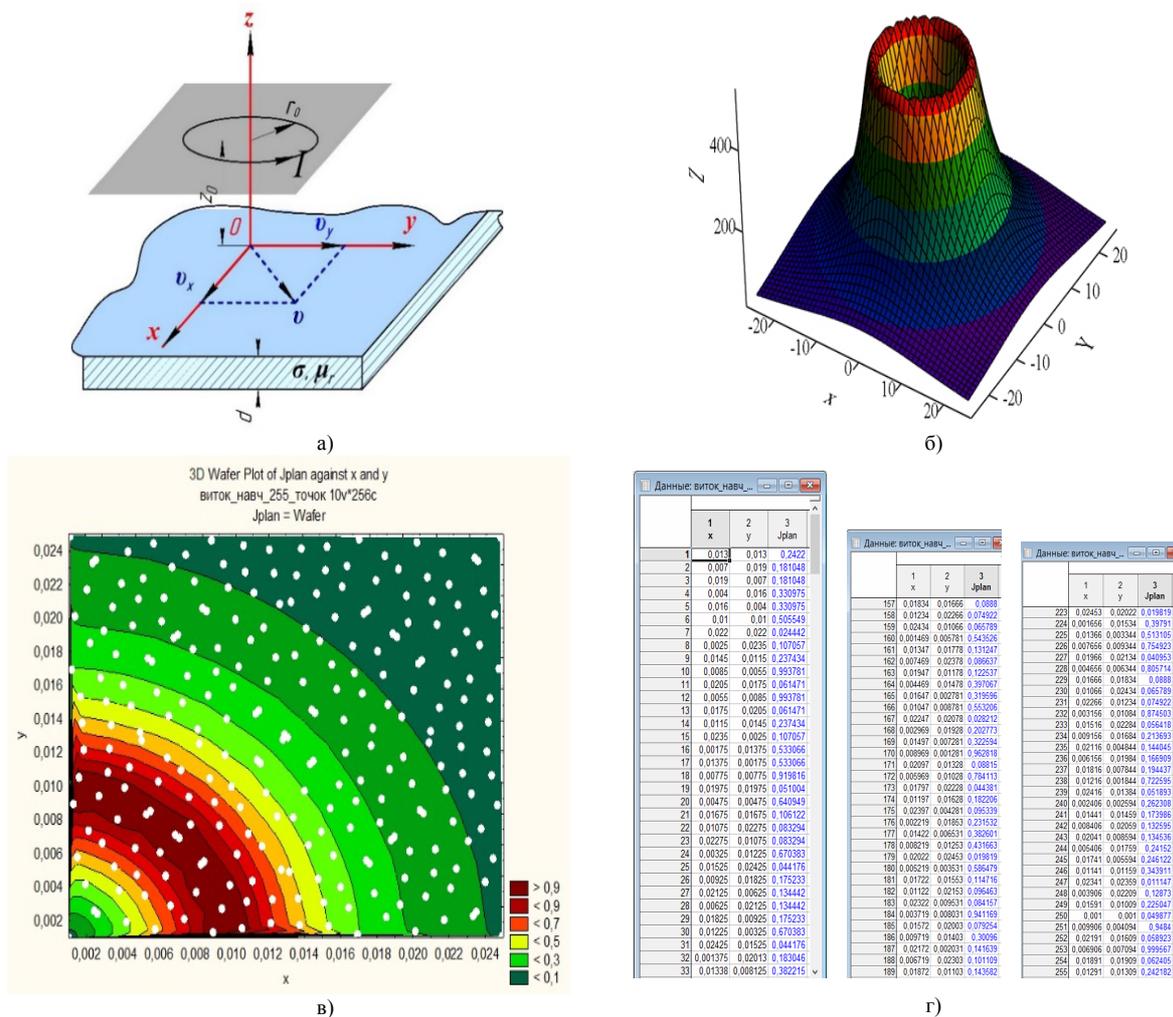


Рис.1. Вихрострумний перетворювач: а) геометрична модель; б) точна цільова функція; в) план експерименту N=255, нанесений на лінії рівня цільової функції; г) деякі вихідні дані (координати зондувальних точок, в яких розраховувалися значення ресурсоемної цільової функції).

На другому етапі (етапі побудови метамоделі) використано отримані значення ЩВС в точках плану експерименту. Для реалізації задачі використовується евристичний спосіб побудови метамоделі за допомогою нейронної мережі. В якості апроксиматора в даному дослідженні використовується нейронна MLP-мережа на багатшаровому перцептроні [7]. MLP-мережа складається із вхідного шару, який призначений для вводу значень вхідних змінних; одного прихованого шару (або проміжного), який має гладкі функції активації (identity, logistic, tanh, exponential, sine); вихідного шару, який в результаті налаштування ваг, визначає вихід мережі і також має функції активації. Тоді апроксимація MLP-мережею зводиться до оптимального вибору ваг вихідного шару для заданої функції активації, кількості прихованих нейронів та виду функцій активації. Побудова MLP-

метамоделей виконана за допомогою автоматичної та заданої користувачем стратегії побудови з випадковим поділом вибірки у співвідношенні: 70 % - навчальна, 15 %- контрольна, 15 % - тестова, де тестова сукупність використовувалася для крос-перевірки.

На етапі навчання нейронних мереж відбір кращих з них проводився суб'єктивним аналізом гістограм залишків, діаграм розсіювання та чисельних значень показників: коефіцієнту детермінації R^2 , відношення стандартних відхилень похибки прогнозу та навчальних даних $S.D.ratio$, середньої відносної величини модельної похибки $MAPE$, %.

Створено майже 60 MLP-нейронних мереж для плану N=255 з кількістю прихованих нейронів від 50 до 70, з яких відібрані найкращі (табл. 1).

№ п/п	Метамодель	R^2 для навчальної, контрольної, тестової вибірки	$S.D.ratio$	$MAPE, \%$	функція активації прихованого шару	функція активації вихідного шару
1	MLP -2-50-1(2)	0,999; 0,999; 0,998	0,02515	4,53	logistic	exponential
2	MLP -2-60-1(29)		0,02425	4,5	tanh	identity
3	MLP -2-70-1(28)		0,02515	2,17	tanh	exponential
4	MLP -2-75-1(41)		0,02443	2,69	logistic	exponential
5	MLP -2-55-1(18)		0,01796	3,53	tanh	exponential
6	MLP -2-60-1(36)		0,02267	4	tanh	exponential

Для мережі (метамоделі) з номерами 3, 5 відповідно на рис. 2 наведено показники ефективності побудови метамоделі та їх параметри.

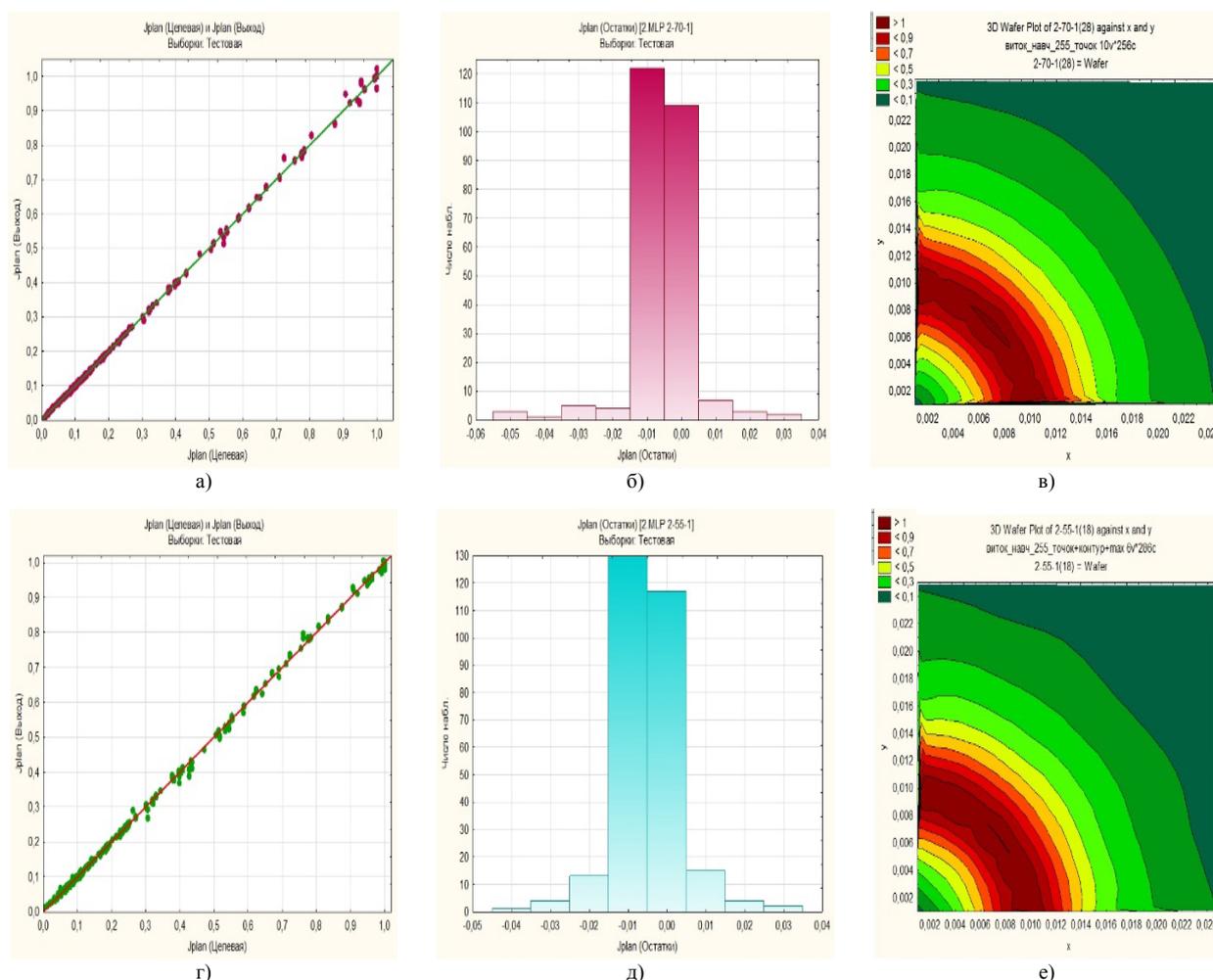


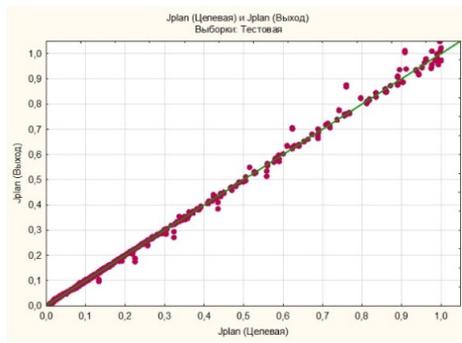
Рис. 2. MLP-нейронна мережа (вибірka $N=255$): а, г) діаграми розсіювання значень цільової та апроксимаційної функції; б, д) гістограми залишків; в, е) лінії рівня відтвореної на точках навчальної вибірки поверхні відгуку для мережі MLP-2-70-1(28), MLP-2-55-1(18) відповідно.

Завершальним етапом побудови метамоделі є оцінка відновлення з її використанням поверхні відгуку та відповідно перевірка її адекватності і інформативності. Цю оцінку виконано за формулою, що описує вихід MLP-нейронної мережі, що є функцією його стану $y = f(s)$, де f – функція активації. Стан нейрону визначається як зважена сума його виходів:

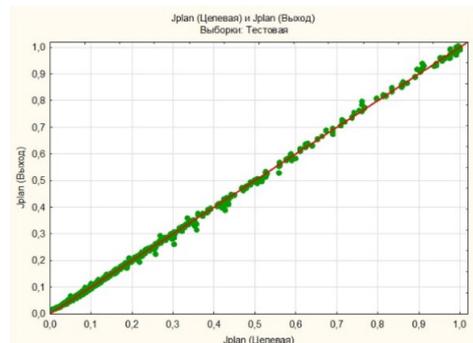
$$s = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i + b_i, \text{ де } b_i - \text{ поріг активації.}$$

Одним із критеріїв якості багатofакторної статистичної моделі є перевірка правильності відтвореності поверхні відгуку за допомогою отриманої метамоделі у всій області моделювання.

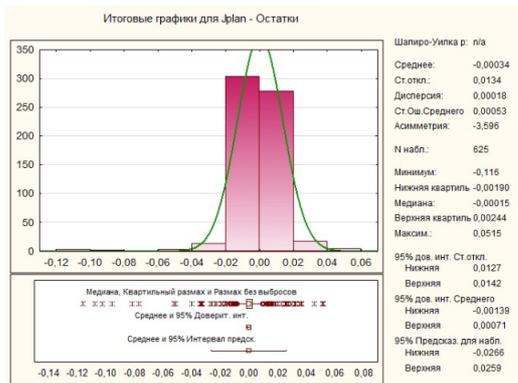
На рис. 3, наведено результат відновлення поверхні відгуку, отриманої за допомогою метамоделі MLP-2-70-1(28) та 2-50-1(18), що виконано у всьому діапазоні $x \in [0; 25]$, $y \in [0; 25]$ з кроком 0,04, тобто на 625 точках.



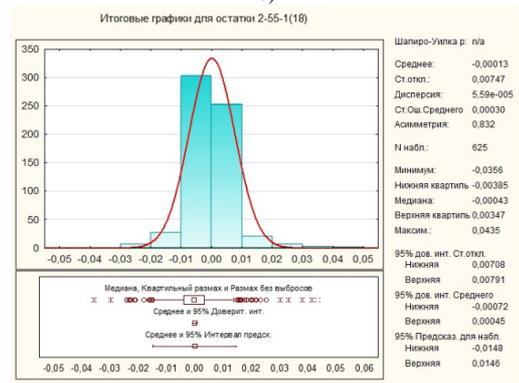
а)



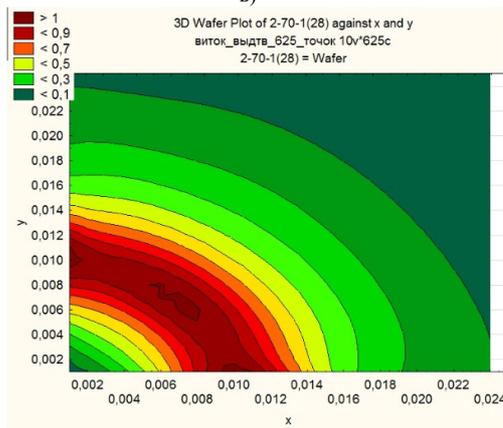
б)



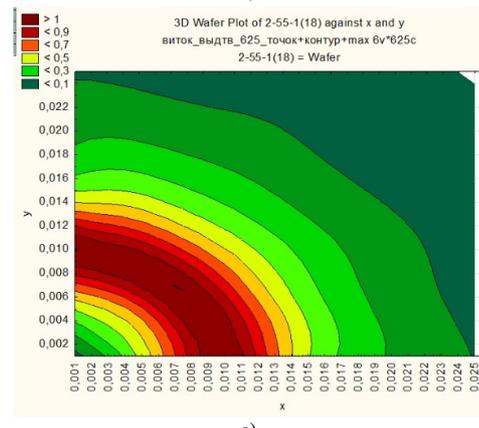
в)



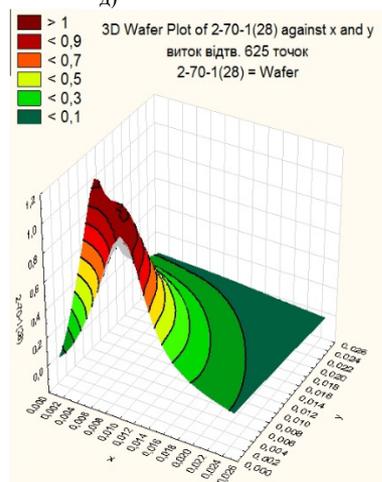
г)



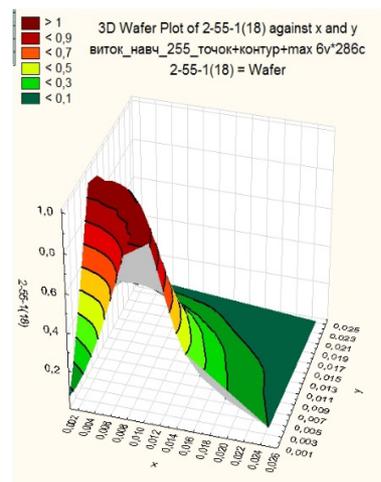
д)



е)



ж)



з)

Рис. 3. Відтворення поверхні відгуку за допомогою метамоделей MLP-2-70-1(28) та MLP-2-55-1(18):

- а), б) діаграми розсіювання значень цільової та відновленої функції;
- в), г) гістограми залишків;
- д), е), ж), з) лінії рівня та 3D-графік відновленої поверхні відгуку відповідно.

Перевірка отриманої математичної моделі на адекватність та інформативність також входить до с-

новних критеріїв якості багатofакторної математичної моделі [4].

Адекватність зазвичай встановлюється перевіркою F-критерію Фішера гіпотези про статистичну незначну відмінність дисперсії адекватності σ_R^2 та дисперсії відтворюваності σ_D^2 результатів експериментів, за якими були отримані коефіцієнти математичної моделі [4]. Перевірка моделі на інформативність виконується шляхом розрахунку множинного

коефіцієнту кореляції R та перевірки його статистичної значущості за F-критерієм (табл. 2). Статистична значущість коефіцієнту множинної кореляції свідчить про те, що в отриманій математичній моделі міститься значно більше корисної інформації, ніж в випадкових даних відносно цієї моделі [4].

Таблиця 2

Компоненти дисперсії N=625	Сума квадратів	Середній квадрат	Дисперсія	Стандартна похибка оцінки
регресії	$SS_D=47,2212$	$MS_D=23,6106$	$\sigma_D^2=0,075675$	$S_D=0,275091$
залишків	$SS_R=0,0349$	$MS_R=0,000056$	$\sigma_R^2=0,000056$	$S_R=0,007475$
загальної	$SS_T=47,2325$	$MS_T=0,075572$	$\sigma_T^2=0,075693$	$S_T=0,275124$
критерій $F_{\nu_D;\nu_R}^{експ} > F_{\alpha;\nu_D;\nu_R}^{крит}$	$F_{2;623}^{експ} = 421617; F_{0,05;2;623}^{крит} = 2,99873$			
коефіцієнт детермінації	$R^2 = 0,999261$			
середня помилка апроксимації	$MAPE = 3,93\%$			
відношення стандартних відхилень	$S.D.ratio = 0,0199$			

Для більш поглибленої оцінки можна виконати перевірку властивостей залишків. Аналіз залишків дозволяє отримати загальне уявлення про якість отриманої моделі. Відповідно до загальних припущень регресійного аналізу, залишки повинні бути незалежними однаково розподіленими випадковими величинами. Графік залишків наочно показує спостереження, які сильно відхиляються від моделі, так звані викиди. Усунення ефектів викидів можна виконувати або за допомогою видалення цих точок із аналізованих даних (процедура цензурування), або за допомогою застосування методів оцінювання параметрів, стійких до подібних грубих відхилень.

Для спрощеної перевірки адекватності моделі використовують графік залежності від x_i або y_i . Якщо залишки потрапляють на горизонтальну смугу з центром на осі абсцис, то модель можна розглядати як адекватну.

Для перевірки нормальності розподілу залишків використовують критерій Колмогорова-Смірнова, χ^2 -квадрат та інші. Використовуючи критерій Дарбіна-Уотсона можна виконати перевірку незалежності залишків.

Висновки. Результати чисельних експериментів свідчать щодо можливості використання запропонованої обчислювальної технології побудови MLP-метамodelей для апроксимації функцій цілі в задачах проектування вихрострумів перетворювачів. Висока обчислювальна ефективність нейромережевої

метамodelей дозволяє реалізувати процедуру синтезу ВСП при умові її формулювання в оптимізаційній постановці. Слід також відзначити, що її розв'язок є можливим навіть при структурно-параметричному варіанті реалізації [8-9].

[1]. Gal'chenko V.Ya. Structural Synthesis of Attachable Eddy-Current Probes with a Given Distribution of the Probing Field in the Test Zone / V.Ya. Gal'chenko, M.A. Vorob'ev // Russian Journal of Nondestructive Testing. – 2005. – Vol. 41. – No. 1. – pp. 29–33.

[2]. Гальченко В.Я. Застосування метамodelей для вирішення задач синтезу вихрострумів перетворювачів з однорідним розподілом щільності струму в зоні контролю [Текст] / В.Я. Гальченко, Р.В. Трембовецька, В.В. Тичков // Приладобудування: стан і перспективи: матеріали XVII

Міжнародної науково-практичної конференції, 15-16 травня 2018 р., м. Київ: ПБФ, НТУУ «КПІ», 2018. С. 146-147.

[3]. Соболев И.М. Выбор оптимальных параметров в задаче со многими критериями / Соболев И.М., Статников Р.Б. [2-е изд., перераб. и доп.]. – Москва: Дрофа, 2006. – 175 с.

[4]. Радченко С.Г. Методология регрессионного анализа: монография / Радченко С.Г. – Київ: «Корнійчук», 2011. – 376 с.

[5]. Itaya T. Visualization of Eddy Current Distributions for Arbitrarily Shaped Coils Parallel to a Moving Conductor Slab / T. Itaya, K. Ishida, Y. Kubota, A. Tanaka, and N. Takehira // Progress In Electromagnetics Research M, Vol. 47, 1-12, 2016.

[6]. Трембовецька Р.В. Застосування MLP-метамodelей в задачах сурогатної оптимізації [Текст] / Р.В. Трембовецька, В.Я. Гальченко, В.В. Тичков // Молодий вчений. – 2018. – №2 (54). – С. 32-39.

[7]. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. – Москва: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.

[8]. Galchenko V.Ya. Pareto-Optimal Parametric Synthesis of Axisymmetric Magnetic Systems with Allowance for Nonlinear Properties of the Ferromagnet / V.Ya. Galchenko, A.N. Yakimov, D.L. Ostapushchenko // Technical Physics. – 2012. – Vol. 57. – № 7. – Pp. 893–899.

[9]. Galchenko V.Ya. A Turmitobionic Method for the Solution of Magnetic Defectometry Problems in Structural-Parametric Optimization Formulation / V.Ya. Galchenko, A.N. Yakimov // Russian Journal of Nondestructive Testing. – 2014 – Vol. 50. – № 2. – Pp. 59–71.