

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

БОЙКО НАТАЛІЯ ІВАНІВНА



УДК 004.04: 004.02: 004.6: 004.9

**МЕТОДОЛОГІЯ БАГАТОВИМІРНОГО АНАЛІЗУ
МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ДАНИХ**

05.13.06 – інформаційні технології

РЕФЕРАТ
дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Черкаси – 2025

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Національному університеті «Львівська політехніка» Міністерства освіти і науки України.

Офіційні опоненти:

доктор технічних наук, професор,
ГОЛУБ Сергій Васильович,
завідувач кафедри програмного
забезпечення автоматизованих систем
Черкаського державного технологічного
університету;

доктор технічних наук, професор
ПРИХОДЬКО Сергій Борисович,
завідувач кафедри програмного забезпечення
автоматизованих систем
Національного університету кораблебудування
імені адмірала Макарова;

доктор технічних наук, професор
КОМАР Мирослав Петрович,
професор кафедри інформаційно-обчислювальних
систем і управління
Західноукраїнського національного університету.

Захист відбудеться «18» вересня 2025 року о 13:00 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 73.052.04 при Черкаському державному технологічному університеті за адресою: 18006, м. Черкаси, бульвар Шевченка, 460 (зал засідань).

Із дисертацією можна ознайомитися на офіційному сайті <https://chdtu.edu.ua/science/svr> та в бібліотеці Черкаського державного технологічного університету за адресою: м. Черкаси, бульвар Шевченка, 460.

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради
Д 73.052.04

_____ Ірина МИРОНЕЦЬ

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Швидкий розвиток цифрових технологій та постійне зростання обсягів даних зумовлюють нові вимоги до методів автоматизованої переробки інформації, аналітики та формування обґрунтованих висновків. Сучасні інформаційні системи функціонують із різними типами даних, серед яких – сенсорні сигнали, зображення, текстові описи, числові вимірювання та потокова інформація в режимі реального часу. Така різноманітність джерел і форматів даних визначає об'єкт дослідження, особливо в умовах, де критично важливими є точність, швидкодія та адаптивність технологічних рішень.

У цьому контексті важливим завданням є розробка методології створення та використання інформаційних технологій, здатних поєднувати різні типи даних та виконувати їх багатовимірний аналіз. Значне місце займає концепція єдиного аналітичного середовища, яке дозволяє об'єднувати структурні, інформаційні та функціональні моделі об'єктів на основі даних різної природи. Це забезпечує більш повне та достовірне уявлення про досліджувані системи.

Практичне значення дослідження полягає в тому, що використання мультимодальних даних дає змогу підвищити точність і надійність результатів, що є важливим для сучасних інформаційних систем та міждисциплінарних досліджень. Для цього потрібні технології, здатні працювати з даними різного типу та структури. Такий підхід забезпечує більш точні, гнучкі та адаптивні результати. Запропоновані принципи багатовимірного аналізу стали основою для створення технології, яка поєднує високу точність обробки з достатньою швидкістю та стійкістю до змін у даних.

Розроблення методології спирається на напрацювання провідних науковців у суміжних напрямках: аналізі даних, багатовимірних методах, роботі з мультимодальними даними та технологіях обробки великих обсягів інформації. Серед міжнародних дослідників варто відзначити J.-P. Benzécri, який вивчав методи багатовимірного аналізу, R. S. Michalski – автора ідеї концептуальної кластеризації, та R. Wille, який розробив формальний концептуальний аналіз. В Україні цей напрям розвивають Н. Б. Шаховська, яка займається методами інтелектуального аналізу даних та створенням моделей інтеграції різнорідних джерел інформації, і А. М. Пелещин, який досліджував моделювання інформаційних процесів, виявлення та класифікацію інформаційних впливів, а також інтегрування даних різної природи в єдині системи.

У сфері мультимодального аналізу важливими є роботи Ngiam та ін. (глибинне мультимодальне навчання), Baltrušaitis, Ahuja і Morency (огляд методів мультимодального навчання), а також Andrew та ін. (глибинний канонічний кореляційний аналіз). Серед українських дослідників варто виокремити А. О. Саченка, М. В. Комара, В. В. Пасічника, Н. Є. Кунанець, С. В. Голуба, В. С. Яковину, В. В. Литвина та С. Б. Приходька, які вивчають створення адаптивних інформаційних технологій, інтеграцію неоднорідних даних і багаторівневий аналіз складних інформаційних об'єктів.

Поєднання методологічних і технічних підходів формує основу для розробки інформаційної технології, здатної ефективно працювати в складних і

мінливих умовах. Це відповідає сучасним тенденціям у створенні автоматизованих систем обробки даних, де важливим є не лише технічне виконання, а й нові підходи до аналізу та побудови аналітичних моделей. Водночас однією з головних проблем залишається здатність таких технологій масштабуватися, що особливо актуально при роботі з великими обсягами різномірних даних. Використання методів багатовимірного аналізу, статистики та алгоритмів машинного навчання відкриває можливості для поєднання структурних, інформаційних і функціональних моделей, забезпечуючи баланс між точністю, надійністю та гнучкістю систем.

Міждисциплінарний підхід у дослідженні дає змогу поєднувати штучний інтелект, глибинне навчання та технології роботи з великими даними, що потребують значних обчислювальних ресурсів. Це особливо важливо для складних інформаційних систем, де потрібно забезпечити ефективність і гнучкість прийняття рішень. Необхідність створення таких технологій пов'язана зі зростанням вимог до точності, швидкості та адаптивності цифрових рішень, що виявляє суперечність між можливостями традиційних методів та сучасними потребами.

Подальший розвиток інформаційних технологій для аналізу мультимодальних даних показує протиріччя між зростаючими вимогами до точності, швидкості та гнучкості систем і обмеженими можливостями традиційних методів їх реалізації. Це зумовлює потребу у створенні нових підходів, які б дозволяли інтегрувати дані з різних джерел та забезпечували комплексну і масштабовану підтримку прийняття рішень.

Отже, наявна важлива науково-прикладна проблема – протиріччя між обмеженнями традиційних методів аналізу мультимодальних даних та необхідністю відповідати сучасним вимогам до точності, швидкості й адаптивності інформаційних технологій. Її пропонується вирішити шляхом розроблення методології, на основі якої можливо створити інформаційну технологію для інтеграції, обробки та аналізу мультимодальних медичних даних.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами та темами. Наведені в дисертації дослідження проводились в рамках держбюджетних науково-дослідних робіт Національного університету «Львівська політехніка»: «Інформаційні технології формування психофізичного портрета в умовах стресових ситуацій» (номер державної реєстрації № 0120U102194); «Технології та системи оброблення і зберігання персоналізованих військових медичних даних» (номер державної реєстрації № 0121U107809); «Розроблення інформаційної технології оцінювання та прогнозування надійності програмного забезпечення методами машинного навчання» (номер державної реєстрації № 0121U109527); «Методи та засоби штучного інтелекту для запобігання поширенню туберкульозу у військовий час» (номер державної реєстрації №0124U000660) та гопдоговірних тем «Машинне навчання для вивчення біомаркерів старіння людини для збільшення тривалості життя» (№ 896-2022); «Розроблення методу визначення важливих характеристик з існуючих баз даних» (№ 896-2022); Проєкт Національного фонду досліджень України

«Методи та засоби дослідження маркерів старіння та їх впливу на постковідні ефекти для подовження працездатного періоду» (номер державної реєстрації № 2021.01/0103).

Мета дисертаційної роботи – підвищення якості аналізу мультимодальних даних шляхом розроблення та впровадження інформаційної технології, заснованої на новій методології багатовимірного аналізу.

Для досягнення цієї мети поставлено такі **завдання**:

1. Запропонувати концепцію аналізу мультимодальних даних, що передбачає інтеграцію, узгодження та спільну обробку інформації з різнорідних джерел.
2. Сформулювати принципи багатовимірного аналізу мультимодальних даних, які забезпечують поєднання різних ознак та модальних моделей з метою підвищення точності, надійності й гнучкості класифікаційних систем у випадку неповних чи неоднорідних медичних даних.
3. Розробити метод інтеграції даних з різних модальностей, що дозволяє узгоджувати та поєднувати інформацію в єдиному аналітичному просторі.
4. Запропонувати метод побудови мультимодальної моделі, яка забезпечує узгоджену інтеграцію гетерогенних даних у єдиний вектор ознак.
5. Розвинути метод вибору інформативних ознак, адаптований до умов гетерогенності джерел мультимодальних даних.
6. Удосконалити метод оцінювання ефективності аналізу мультимодальних даних, орієнтований на комплексне врахування точності, продуктивності та стійкості результатів.

Об'єктом дослідження є процеси аналізу мультимодальних даних.

Предметом дослідження є моделі, методи та засоби багатовимірного аналізу мультимодальних даних.

Методи дослідження. Методологічна база дисертаційної роботи ґрунтується на положеннях загальної теорії систем та системного аналізу, зокрема принципах ієрархічності, декомпозиції та структурного моделювання. У процесі розроблення інформаційної технології було використано моделі зберігання й передачі мультимодальних даних, а також методи машинного навчання для обробки інформації різних модальностей. Для узгодження та синхронізації даних застосовано інструменти математичної статистики та теорії множин.

Крім того, робота спирається на принципи побудови баз знань, методи логічного висновку та семантичного представлення даних. У програмній реалізації інформаційної технології використано моделі згорткових і рекурентних нейронних мереж, методи аналізу часових і потокових даних, а також технології обробки мультимодальних структур у розподілених обчислювальних середовищах.

Наукова новизна роботи полягає у вирішенні важливої науково-прикладної проблеми розроблення методології багатовимірного аналізу мультимодальних даних, що дало змогу розробити інформаційну технологію для автоматизованої обробки, інтеграції та інтерпретації різнорідної інформації

й забезпечило подальший розвиток цього наукового напрямку. Отримано такі нові наукові результати:

вперше:

- запропонована концепція аналізу мультимодальних даних, яка полягає у виділенні ознак для кожної модальності та їх об'єднанні в єдиний багатовимірний простір ознак, яка, на відміну від існуючих, забезпечує формування окремих множин ознак із різних модальностей для розробки методів класифікації станів пацієнта, що дозволяє підвищити інформативність масивів вхідних даних та збільшити кількість правильно класифікованих станів;
- сформульовано принципи багатовимірного аналізу мультимодальних даних, які полягають в інтеграції різнорідних ознак та модальних моделей у єдиній інформаційній технології, що забезпечує підвищення точності, надійності та адаптивності класифікаційних систем в умовах гетерогенності та неповноти медичних даних.
- розроблено метод інтеграції модальних даних, який полягає у поєднанні цих даних за певними ознаками, що, на відміну від існуючих методів, буде точки спостереження шляхом адаптивного, погодженого та поетапного об'єднання даних із різних модальностей в єдиний вектор та поєднання цих векторів, дозволяє створити із окремих точок спостереження за пацієнтом спільний масив вхідних даних та формувати модель-класифікатор;
- розроблено метод побудови мультимодальної моделі, який полягає у побудові моделей окремих модальностей та використанні результатів моделювання для класифікації станів пацієнта, який, на відміну від існуючих, інтегрує результати моделювання в єдину ієрархічну структуру, що дозволяє підвищити кількість правильно класифікованих станів пацієнта.

Одержали подальший розвиток:

- метод вибору інформативних ознак, адаптований до гетерогенності джерел мультимодальних даних, завдяки формуванню багатовимірного ознакового простору з урахуванням їх кореляційної узгодженості, що дозволяє підвищити стійкість моделей машинного навчання.

Удосконалено:

- метод оцінювання ефективності аналізу мультимодальних даних, який базується на комплексному порівнянні результатів експериментів за точністю, повнотою, F1-метрикою, часом обробки та стабільністю роботи моделей, що дає змогу об'єктивно визначати переваги запропонованої технології, збільшувати кількість правильно класифікованих станів та забезпечувати адаптацію системи до клінічних умов.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні інформаційної технології багатовимірного аналізу мультимодальних даних, яка забезпечує автоматизовану обробку, інтеграцію та інтерпретацію різнорідної інформації. Застосування розробленої технології підвищує ефективність

функціонування інформаційних систем і сприяє достовірності отриманих результатів для вирішення прикладних завдань, що дало змогу сформувавши такі прикладні результати дослідження:

- Запропонована концепція аналізу мультимодальних даних дозволяє реалізувати ефективні методи класифікації шляхом формування окремих наборів ознак для кожної модальності та їх об'єднання у єдиний багатовимірний простір. Сформовано узгоджений простір ознак розмірністю $X \in R^{1000 \times 24}$ для 1000 пацієнтів, який забезпечив загальну точність класифікації на рівні 85 %. Такий підхід підвищує інформативність вхідних даних, зменшує втрати релевантної інформації при інтеграції, та дозволяє покращити точність класифікації станів пацієнтів.
- Сформульовано принципи багатовимірного аналізу мультимодальних даних, зокрема інтеграції ознак різних модальностей та об'єднання моделей, побудованих за окремими модальностями. Застосування цих принципів забезпечує надійність функціонування інформаційної технології в умовах неповних чи надлишкових даних, а також адаптацію системи до змін у структурі вхідної інформації. Розроблена технологія зберігає стабільність результатів навіть за наявності пропусків та варіацій у наборі ознак, що підтверджує її прикладну цінність для прикладних задач обробки даних.
- Розроблено метод інтеграції модальних даних, що забезпечує адаптивне поетапне об'єднання інформації з різних джерел у єдиний ознаковий простір. Це дозволило досягти 96 % загальної точності класифікації; значення макро- та зважених середніх метрик дорівнюють 0,96, забезпечивши збалансоване розпізнавання всіх класів, включно зі складними клінічними станами, підтвердивши ефективність методу для системи підтримки клінічних рішень.
- Розроблено мультимодальну модель з інтеграцією результатів, яка досягла 71,5 % загальної точності класифікації. Найкращі результати отримано для класів Healthy (0,73) та Other (0,76), що показує здатність моделі добре розпізнавати стани з чіткими ознаками. Водночас для класу Ischemic показник виявився низьким ($F1 = 0,31$), що свідчить про складність у відмежуванні схожих клінічних станів і вказує на потребу вдосконалення простору ознак для підвищення точності розпізнавання подібних патологій.
- Проаналізовано дані та відібрано найбільш інформативні й слабо корельовані між собою ознаки, що зменшило ризик сильних залежностей та підвищило стабільність моделі. Вибрані ознаки (наприклад, Alpha_power, GM_WM_contrast, Spectral_entropy) продемонстрували низьку міжмодальну кореляцію та високу класифікаційну значущість. Це забезпечило зменшення надмірності, підвищення стійкості до шуму та точність на рівні 85 % на тестовій вибірці.
- Удосконалено метод оцінювання ефективності аналізу мультимодальних даних, який показав суттєву перевагу моделі інтеграції ознак (Feature-level

fusion) над інтеграцією модальних моделей (Model-level fusion) у багатокласовій класифікації клінічних станів. Модель Feature-level fusion досягла 96 % точності та F1-метрику на рівні 0,962, демонструючи високу точність класифікації при розпізнаванні складних класів (Ischemic, Poststroke). Для порівняння, Model-level fusion забезпечила лише 71,5 % точності з $F1 = 0,31$ для класу Ischemic. Високі результати Feature-level fusion пояснюються тим, що на етапі попередньої обробки формується узгоджений набір ознак, що зменшує втрати інформації та підвищує здатність моделі узагальнювати дані. Крім того, використання Apache Spark прискорило обробку в 1,35–1,6 разу порівняно з Hadoop, забезпечивши середній вигреш понад 100 секунд на задачу. Отримані результати свідчать про ефективність розробленої технології для масштабованого медичного аналізу.

Результати дисертаційної роботи впроваджено у навчальний процес Львівського національного університету ветеринарної медицини та біотехнологій імені С. З. Гжицького (акт впровадження від 30.04.2025), Львівського державного університету безпеки життєдіяльності (акт впровадження від 01.05.2025). Розроблену методологію створення та застосування інформаційних технологій підтримки прийняття рішень на основі багатовимірних аналізу мультимодальних даних було впроваджено у практичну діяльність низки підприємств (додаток А): ПП «Квадро-Альянс» (акт впровадження від 29.04.2025), ТОВ «ХВАК ЮНІТ» (акт впровадження від 29.04.2025), ДП «Бумеранг-Комфорт» (акт впровадження від 01.05.2025), ТОВ «ЗБАРАЖ АГРО-ТРЕЙД» (акт впровадження від 28.04.2025), ТОВ «ІНТЕЛДІМ» (акт впровадження від 29.04.2025).

Особистий внесок здобувача. Усі наукові результати, подані в дисертації, є особистим досягненням здобувача. У спільних публікаціях автору належать такі результати: розроблено алгоритми обробки геопросторових та різнорідних медичних даних із застосуванням методів просторової кластеризації, інтерполяції, часової сегментації, а також технологій Hadoop і MapReduce [6, 50]; адаптовано метод k-NN для класифікації текстових документів з урахуванням особливостей української та англійської мов [8]; проведено аналіз значущості ознак та підбір релевантних медичних характеристик [32]; розроблено комбіновані аналітичні моделі та моделі прогнозування часових рядів на основі LSTM і алгоритмів навчання з підкріпленням, з урахуванням впливу аномальних значень [15, 26, 30]; створено математичну модель просторово-часового поширення туберкульозу [19] та метод автоматичної класифікації користувачів за рівнем стресостійкості [24]; запропоновано підходи до інтегрованого аналізу мультимодальних даних для підвищення точності класифікації в складних умовах [27], а також методики формування моделей із балансом між складністю та точністю [28]; систематизовано методи машинного навчання для роботи з мультимодальними даними різних типів [29]; проведено порівняльний аналіз алгоритмів для прогнозування серцево-судинних захворювань [51]; розроблено та апробовано алгоритми оновлення навчальних вибірок і навчання моделей на табличних даних [31, 33];

запропоновано концепцію використання хмарних сервісів у складних інформаційних системах та проведено огляд технологій Big Data у розподілених середовищах [44, 46, 47, 48, 49]; розроблено моделі та вдосконалено методи пошуку асоціативних правил у неоднорідних даних, представлених у вигляді семантичних мереж [54, 55]; досліджено застосування рекурентних нейронних мереж (RNN) для приглушення шумів в аудіофайлах, зокрема для медичної акустики [52].

Апробація результатів дисертації. Основні теоретичні та практичні результати дисертаційної роботи були представлені та обговорені на науково-практичних конференціях та семінарах: International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2016, 2018, 2019; International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), Kharkiv, Ukraine, 2018; 10th International Conference on Emerging Ubiquitous Systems and Pervasive Networks (EUSPN), 2019; International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM), Växjö, Sweden, 2020, 2021; International Workshop on Computational & Information Technologies for Risk-Informed Systems (CITRisk 2021), co-located with XXI International Conference on Information Technologies in Education and Management (ITEM 2021), Kherson, Ukraine, 2021; International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), Kyiv, Ukraine, 2021; International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS), Zaporizhzhia, Ukraine, 2022; International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IIT&IS), Khmelnytskyi, Ukraine, 2022.

Публікації. Основні результати дисертаційного дослідження опубліковано у 60 наукових публікаціях, із них: 16 статей опубліковано у виданнях, що входять до міжнародної наукометричної бази даних SCOPUS, з них: 4 статті опубліковано в журналах з Q1-Q2, 10 статей – в журналах з Q3-Q4, 3 статті – у виданнях, що входять до міжнародної наукометричної бази даних Web of Science Core Collection, 14 публікацій – в наукових фахових виданнях України; 1 публікація – у закордонному науковому виданні; 12 публікацій – матеріали конференцій, 11 з яких – у виданнях, що індексуються в наукометричній базі даних SCOPUS. Також опубліковано 9 монографій, одна з яких – одноосібна, а також три навчальних посібники та п'ять авторських свідоцтв на твір.

Структура та обсяг роботи. Дисертаційна робота складається з анотації, вступу, шести розділів, висновків, переліку використаних джерел, що включає 345 найменувань, та трьох додатків. Робота викладена на 308 сторінках основного тексту, включає 55 рисунків та 50 таблиць, що ілюструють основні результати дослідження.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність та доцільність теми дисертаційного дослідження, сформульовано мету та задачі дослідження, визначено об'єкт, предмет і методи досліджень, представлено наукову новизну та практичну

цінність отриманих результатів, зазначено зв'язок роботи з науковими програмами, планами та темами, наведено відомості щодо апробації, публікації та застосування результатів дослідження.

У **першому розділі** проаналізовано сучасні технології для роботи з мультимодальними даними, розглянуто математичні методи багатовимірної обробки та уточнено сутність і структуру таких даних. Визначено основні поняття, терміни та нормативні засади їх використання.

Проведений аналіз показав, що існуючі підходи недостатньо адаптовані до гетерогенності даних і не забезпечують належної точності та швидкодії в умовах складних і динамічних середовищ. Це зумовило необхідність розробки методології багатовимірного аналізу мультимодальних даних, яка забезпечує об'єднання різнорідних джерел та підвищує ефективність інформаційної технології.

Особливу увагу приділено аналізу сучасних підходів до обробки гетерогенних даних із використанням методів концептуального аналізу, статистичного моделювання, машинного навчання та багатовимірного аналізу. Розглянуто переваги та обмеження методів формального концептуального аналізу, визначено їх потенціал у задачах узагальнення, структурування й інтерпретації даних різної природи.

Окремо розглянуто проблему масштабованості при обробці великих обсягів даних. Виконано огляд сучасного програмного забезпечення (Apache Spark, TensorFlow, KNIME та ін.), оцінено їх продуктивність і можливості інтеграції в медичні інформаційні системи. Встановлено, що більшість рішень не повністю враховують специфіку мультимодальних медичних даних, зокрема динамічність, нечіткі часові межі та неповноту.

На основі проведеного аналізу сформульовано актуальну науково-прикладну проблему, що полягає у створенні інформаційної технології для комплексного, інтерпретованого та масштабованого аналізу мультимодальних медичних даних. Зазначена технологія має враховувати гетерогенність джерел, забезпечувати стійкість до пропусків і адаптивність до змін, підвищуючи точність, швидкодію та обґрунтованість рішень. За результатами такого аналізу отримано змогу виявити невирішені частини проблеми та сформулювати задачі дослідження.

У **другому розділі** представлено методологію багатовимірного аналізу мультимодальних даних. Розглянуто основні підходи до формалізації даних різної природи, визначено вимоги до їх поєднання, узгодження в часі та приведення їх до спільного формату. Особливу увагу приділено методам формування єдиного набору ознак, який враховує різнорідність, часові відмінності та наявність пропусків у даних. Пояснено вибір моделей і алгоритмів аналізу, здатних забезпечити ефективну класифікацію клінічних станів пацієнтів на основі такого уніфікованого подання.

Ці положення створюють основу для вирішення прикладної задачі – розроблення інформаційної технології, що дозволяє узгоджено інтерпретувати різні види медичних даних. Для цього необхідно розробити методологію, яка забезпечить представлення, інтеграцію, обробку та класифікацію даних у межах

єдиного простору ознак. Такий підхід є ключовим для досягнення головної мети багатовимірною аналізу – створення технології, яка здатна забезпечити узгоджену та інтерпретовану обробку медичних даних для класифікації станів пацієнтів.

Мультимодальні дані подано як набір модальностей $M = \{M_1, M_2, \dots, M_k\}$, де кожна модальність M_i відповідає певному типу інформації (сигнал, зображення, число) та формує множину ознак $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in_i}\}$. Їх об'єднання створює загальний простір ознак $X = \bigcup_{i=1}^k X_i$. Кожен об'єкт (пацієнт) описується вектором: $x = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in R^n$, де $n = \sum_{i=1}^k n_i$ – загальна кількість ознак після уніфікації та нормалізації. Множина класів клінічних станів позначається як $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_c\}$.

Завдання зводиться до побудови відображення $f: X \rightarrow Y$, де f – функція класифікації, що ставить у відповідність вектор ознак $x \in X$ класу $y \in Y$, тобто $f(x) = \hat{y}$. Оскільки кожна модальність $M_i \in M$ відображає лише частину інформації про пацієнта, її окреме використання не забезпечує достатньої інформативності для прийняття обґрунтованого рішення. Тому потрібна інтеграція різнорідних даних для створення єдиного ознакового опису.

Розроблена інформаційна технологія виконує інтеграцію даних через два підходи:

- ознакове злиття (early fusion) – об'єднання даних на рівні ознак;
- модельне злиття (late fusion) – комбінування результатів окремих моделей.

Ознакове поєднання виконується шляхом об'єднання нормалізованих, масштабованих і синхронізованих векторів ознак з усіх модальностей у єдиний вектор $x \in R^n$. Він подається на вхід класифікаційної моделі $f: R^n \rightarrow Y$, яка навчається шляхом мінімізації функції втрат з регуляризациєю:

$$f^* = \arg \min_{f \in F} L(f(x^{(j)}), y^{(j)}) + \lambda \cdot \Omega(f), \quad (1)$$

де:

- L – функція втрат (крос-ентропія),
- $\Omega(f)$ – регуляризатор для уникнення перенавчання,
- $\lambda \in R_+$ – коефіцієнт регуляризації.

Такий підхід дозволяє ще на ранньому етапі сформулювати спільне векторне представлення даних.

Модельне поєднання (late fusion) передбачає окреме опрацювання кожної модальності з подальшим об'єднанням результатів на рівні рішень. Це дає змогу зберегти специфіку даних та налаштувати моделі під їх властивості.

Для кожної модальності M_i формується простір ознак $X_i \in R^{n_i}$, на якому навчається модель $f_i: X_i \rightarrow R^c$, що повертає вектор ймовірностей належності до класів:

$$f_i(X_i) = p_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ic}] \in R^c, \quad (2)$$

де p_{ij} – оцінка того, що об'єкт належить до класу $y_j \in Y$, згідно з i -тою модальністю.

Отримані вектори p_1, p_2, \dots, p_k комбінуються агрегуючою функцією Φ :

$$\hat{y} = \Phi(p_1, p_2, \dots, p_k). \quad (3)$$

Визначення агрегуючої функції Φ може бути реалізоване як:

- зважене голосування: $\hat{y} = \arg \max_{y_j \in Y} \sum_{i=1}^k w_i \cdot p_{ij}$, де w_i – ваговий коефіцієнт довіри до модальності i ;
- мета-класифікатор (stacking): вектори прогнозів p_1, \dots, p_k подаються на вхід метамоделі: $\hat{y} = f_{meta}([p_1 \parallel p_2 \parallel \dots \parallel p_k])$.

Вибір підходу залежить від: повноти та якості даних, типу завдання, часових обмежень і ресурсів.

Адаптивне поєднання керує вибором підходу злиття за допомогою функції:

$$\psi: C \rightarrow \{EF, LF\}, \quad (4)$$

де:

- C – контекстні умови,
- EF – ознакове поєднання (early fusion),
- LF – модельне поєднання (late fusion).

При відомих параметрах $M = \{m_1, m_2, \dots, m_k\}$ – доступні модальності, Θ – тип клінічного завдання, R – ресурсні обмеження, вибір визначається як: $\psi(M, \Theta, R) = \text{вибір}\{EF, LF\}$.

Для забезпечення ефективного визначення стану пацієнтів на основі комплексного аналізу мультимодальних даних, доцільним є використання метрик: точності (accuracy), влучності (precision), повноти (recall), F1 міри. Вони дозволяють не лише оцінити точність класифікації, а й перевірити узгодженість результатів з різних джерел в клінічних умовах.

Отримані результати підтверджують, що запропонована структура інформаційної технології є не лише засобом обробки даних, а й основою для створення інтерпретованих, адаптивних і надійних систем підтримки клінічних рішень. Її гнучкість у роботі з динамічними даними підкреслює важливість цілісного підходу до мультимодального аналізу.

Наступним кроком є формування дослідницької гіпотези, що визначає логіку та структуру методології. Вона розглядається не як набір технічних рішень, а як системотвірний елемент, що інтегрує принципи та інструменти аналізу в єдину концептуальну основу.

Методологія спирається на принципи системності, цілісності, багатовимірності, інтерпретованості, адаптивності та багатокритеріальності, виходячи з яких і сформовано три наукові гіпотези:

Гіпотеза 1. Інтегрований аналіз мультимодальних даних підвищує інформативність результатів.

Гіпотеза 2. Ознаки з різних модальностей взаємно доповнюють одна одну, що дозволяє точніше відображати стан пацієнта.

Гіпотеза 3. Поєднання даних створює ефект емерджентності, підвищуючи точність класифікації клінічних станів.

Таким чином, методологія, яка ґрунтується на представлених гіпотезах, забезпечує наукову обґрунтованість, адаптивність та ефективність технології аналізу мультимодальних даних.

Сформовано концепцію багатовимірного аналізу мультимодальних медичних даних як основу для створення адаптивної та інтерпретованої інформаційної технології. На її основі визначено основні підходи, що забезпечують узгоджене поєднання різних джерел інформації, реалізацію гнучких аналітичних механізмів та підтримку прийняття клінічних рішень у динамічному медичному середовищі. Саме вони визначають інноваційність розробленої технології, а також закладають принципи її побудови.

Серед основних ідей формування концепції можна виділити:

1. Підвищення інформативності результатів аналізу пацієнтів за рахунок взаємного доповнення модальностей, що забезпечує цілісне уявлення про клінічний стан.
2. Побудову методів на основі поєднання ознак модальностей, що передбачає інтеграцію уніфікованого ознакового простору для формування єдиного представлення об'єкта пацієнта та подальшої класифікації.
3. Побудову методів обробки мультимодальних даних на основі поєднання моделей модальностей, де кожна модальність аналізується власною моделлю, а результати агрегуються задля підвищення точності та стійкості.
4. Вибір підходу залежно від контексту, повноти та якості даних.
5. Гнучке поєднання ознакового й модельного підходів у межах єдиної технології.

Логічним продовженням концепції є визначення принципів побудови інформаційної технології. Саме принципи, закладені в основу архітектури системи, забезпечують її методологічну цілісність, функціональну ефективність та здатність до масштабування. Виділяються:

- принцип інтеграції мультимодальних ознак, який полягає в поєднанні ознак, що належать до різних модальностей, та побудові моделей класифікаторів станів пацієнта;
- принцип інтеграції модальних моделей, який полягає в побудові моделей за ознаками окремих модальностей із наступним їх поєднанням.

Зазначені принципи поєднують теоретичну модель із практичною реалізацією, регламентують структуру й логіку роботи технології, забезпечуючи інтегровану обробку, стійкість до втрат даних, інтерпретованість та масштабованість.

У цьому контексті запропоновано методологію побудови ІТ для багатовимірного аналізу мультимодальних даних, яка охоплює повний цикл: аналіз задачі та формування вимог, побудову ознак і простору подання, вибір та інтеграцію моделей класифікації (на рівні ознак чи моделей), а також валідацію й оцінку ефективності результатів (рис. 1).

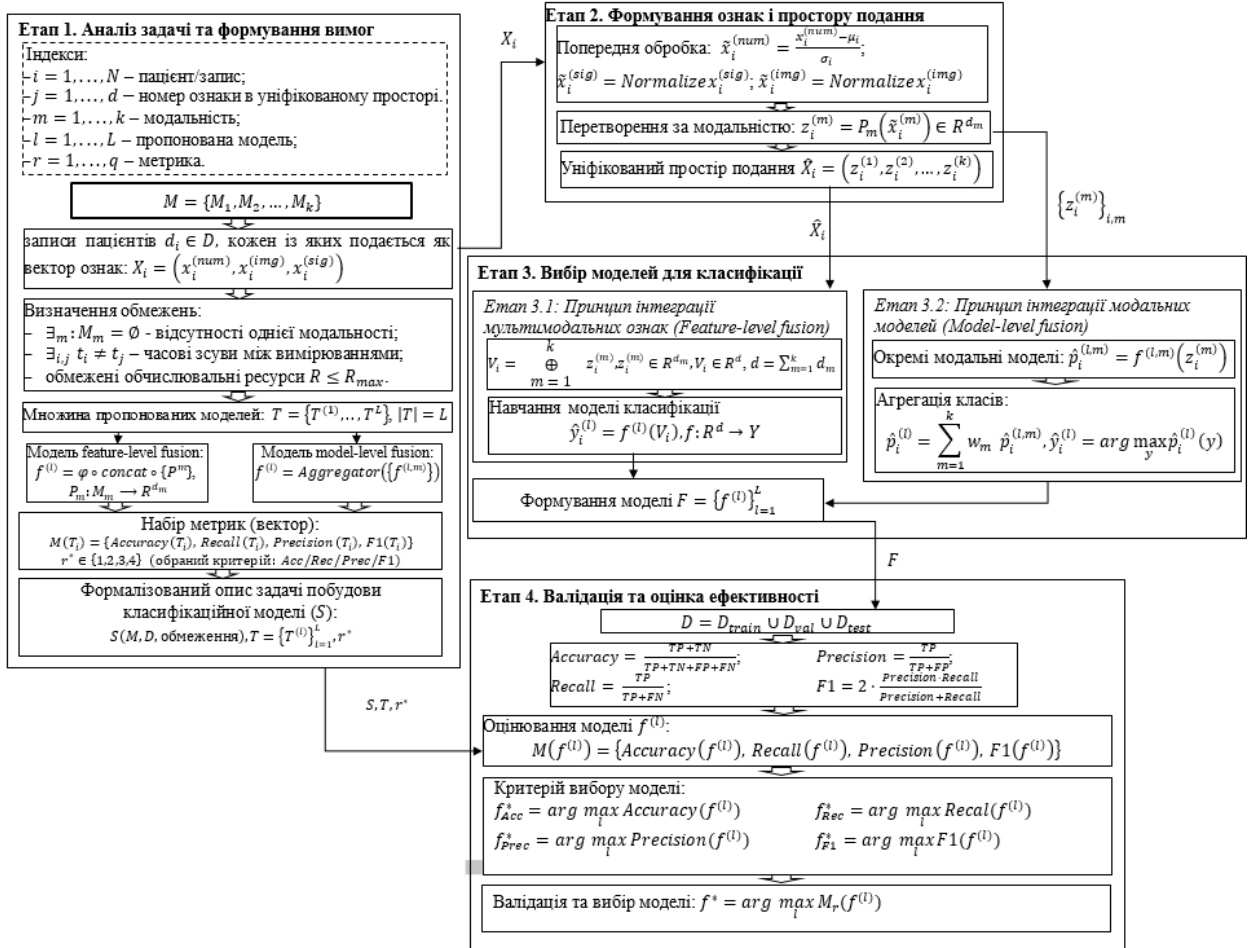


Рис. 1. Схема методології багатовимірного аналізу мультимодальних даних

1. Перший етап зосереджено на чіткій постановці задачі та визначенні вимог. Вводиться система індексів: i – пацієнт/запис, d – ознака, m – модальність, l – модель, r – метрика. Кожен запис описується багатовимірним вектором, що може включати числові параметри, сигнальні характеристики (ЕКГ, ЕЕГ) та візуальні дані (МРТ). Враховуються обмеження: неповні модальності, часові зсуви, обмеженість ресурсів. Формується множина альтернативних моделей для експериментів та визначається набір метрик оцінки (Accuracy, Recall, Precision, F1). Задача подається як багатокритеріальна з пошуком моделі, що забезпечує баланс між точністю, стійкістю та продуктивністю.

2. Другий етап присвячено перетворенню вихідних даних різних модальностей у єдиний уніфікований простір ознак, що є передумовою для ефективною інтеграції та подальшої класифікації. На цьому етапі вирішується основна проблема мультимодального аналізу – гетерогенність даних, оскільки саме узгоджене подання забезпечує основу для реалізації принципів злиття (feature-level fusion чи model-level fusion) у наступному етапі.

3. На третьому етапі відбувається визначення підходу до побудови класифікаційних моделей для мультимодальних даних:

- Злиття ознак (feature-level fusion) – коли модальності після уніфікації поєднуються в єдиний вектор ознак, що подається в класифікаційну

модель. Перевага – повнота інформації; обмеження – висока розмірність та чутливість до пропусків.

- Злиття моделей (model-level fusion) – коли для кожної модальності будується окрема модель. Рішення агрегуються ансамблюванням моделей. Перевага – стійкість до втрат модальності та використання різних моделей.

Результатом є або єдина модель на узгодженому просторі ознак, або ансамбль моделей. Це забезпечує гнучкість і адаптацію до умов задачі та ресурсів.

4. Фінальний етап спрямований на перевірку коректності роботи класифікаційних моделей та визначення найкращого варіанту для практичного застосування. Він охоплює процедури розбиття даних, оцінювання метрик, інтегрального аналізу та вибору моделі.

У результаті побудови архітектури інформаційної технології сформовано цілісну основу для ефективної, інтерпретованої та адаптивної обробки мультимодальних медичних даних. Подальший розвиток передбачає перехід від методології до конкретних алгоритмів і технологій, що охоплюють весь цикл аналізу – від збору до класифікації стану пацієнта.

У **третьому розділі** представлено побудову структурованого та інформативного простору ознак, що об'єднує дані різних модальностей для подальшого їх застосування в класифікаційній моделі.

Подано методику обчислення мел-частотних кепстральних коефіцієнтів для інформативного подання аудіосигналів. Розглянуто використання прихованих марковських моделей із глибокими нейронними мережами для відображення часової динаміки. Проаналізовано альтернативний підхід на основі SVM з урахуванням шумів, фільтрації та зменшення розмірності.

У роботі подано методи формування дескрипторів зображень на основі SIFT, HOG і вейвлет-перетворення, що забезпечують інваріантність до масштабу, обертів і частотно-просторових змін. Проведено порівняння алгоритмів за ефективністю, точністю та стійкістю до шуму.

Окрема увага приділена уніфікації гетерогенних джерел медичних даних, зокрема ЕЕГ, ЕКГ, МРТ та клінічної інформації. Запропоновано методи цифрової обробки сигналів, спектральний аналіз, побудову воксельних моделей зображень і нормалізацію числових ознак. У підсумку сформовано єдиний ознаковий простір у табличному вигляді для інтеграції всіх модальностей та подальшого використання в алгоритмах машинного навчання та медичних ІТ-системах.

Основна ідея полягає у виділенні релевантних ознак із кожної модальності, їх попередній обробці (фільтрація, нормалізація, кодування) та перетворенні у вектори ознак, які зберігають інформативність вихідних сигналів або зображень. Це дозволяє поєднувати різні джерела у спільному ознаковому просторі.

Зведені підходи до інтеграції даних подано в таблиці 1, де вказано типи медичних даних, їхнє призначення та методи обробки.

Виділення ознак із сигналів ЕЕГ та ЕКГ передбачає перетворення часових рядів у табличну форму, придатну для подальшого аналізу.

Таблиця 1. Інтеграція багатовимірних медичних даних у єдину систему

Модальність	Мета аналізу	Методи обробки
ЕЕГ	Виявлення епілепсії, когнітивних порушень	Вейвлет-перетворення, SVM, CNN для розпізнавання патернів
ЕКГ	Діагностика аритмії, оцінка варіабельності серцевого ритму	
МРТ	Виявлення пухлин, структурних аномалій тканих	U-Net, ResNet для сегментації зображень, PCA для виділення основних компонентів
Клінічні дані	Класифікація стану пацієнта	Імпутація даних, дерева рішень, Random Forest для класифікації

На першому етапі дані проходять фільтрацію від шумів за допомогою низько-, високо- та смугових фільтрів. Шуми можуть виникати через рухи пацієнта, електромагнітні завади, особливості сенсорів чи зовнішній фон. Для цього використовується вираз:

$$H(f) = \frac{1}{1 + \left(\frac{f}{f_c}\right)^2}, \quad (5)$$

де f_c – частота зрізу, що визначає межу пропускнуго діапазону.

Такий підхід забезпечує первинне очищення сигналу, зберігаючи його фізіологічно важливі компоненти та підвищуючи якість подальшого аналізу.

Високочастотний фільтр (High-pass filter) видаляє низькочастотні завади й визначається як:

$$H(f) = \frac{(f/f_c)^2}{1 + (f/f_c)^2}. \quad (6)$$

Смуговий фільтр (Band-pass filter) задається виразом:

$$H(f) = \frac{(f/f_c)^2}{1 + \left(\frac{f^2/f_0^2}{\Delta f \cdot f}\right)^2}, \quad (7)$$

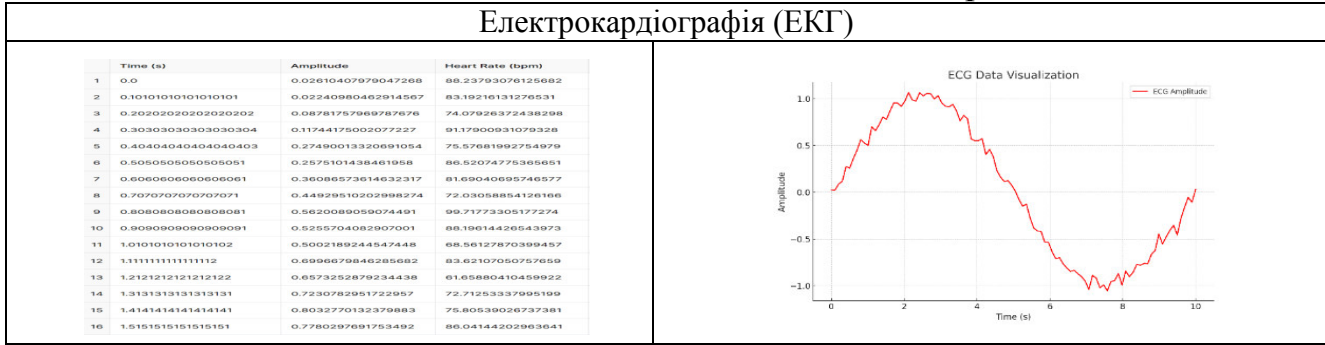
де f_0 – центральна частота; Δf – ширина смуги.

Для ЕЕГ та ЕКГ оптимальним є низькочастотний фільтр Баттерворта з частотою зрізу 30 Гц: він зберігає клінічно значущі частоти та усуває шум, роблячи сигнал придатним для точного аналізу й діагностики.

У таблиці 2 наведено витягнуті ознаки ЕКГ та ЕЕГ, розраховані за формулами (5–7) та представлені у табличній і графічній формах.

Таблиця 2. Табличне та візуальне представлення ознак ЕКГ та ЕЕГ

Табличне представлення модальності			Візуалізація даних
Електроенцефалографія (ЕЕГ)			
Time (s)	Amplitude	Frequency (Hz)	
1 0.0	0.08399181745139978	8.0	
2 0.10101010101010101	0.45077690744028653	8.0404040404040404	
3 0.20202020202020202	0.8533749880826386	8.080808080808081	
4 0.30303030303030303	0.74541507334876	8.121212121212121	
5 0.40404040404040404	0.8262687754924001	8.161616161616161	
6 0.50505050505050505	0.9516131153281726	8.202020202020202	
7 0.60606060606060606	0.931503323668772	8.242424242424242	
8 0.70707070707070707	0.9926066795358861	8.282828282828284	
9 0.80808080808080808	0.5309255562401247	8.323232323232324	
10 0.90909090909090909	0.23891636436124866	8.363636363636363	
11 1.0101010101010102	0.08153315551154607	8.404040404040405	
12 1.1111111111111112	-0.25535205089126156	8.444444444444445	
13 1.2121212121212122	-0.565722343877203	8.484848484848484	
14 1.3131313131313131	-0.9263439284770021	8.525252525252526	
15 1.4141414141414141	-1.1892307958015964	8.565656565656566	
16 1.5151515151515151	-1.078388164010876	8.606060606060606	



Перетворення МРТ-зображення у табличну форму виконується за допомогою просторово-частотних методів, що виділяють інформативні ознаки для аналізу.

На першому етапі використовується тривимірне Фур'є-перетворення (8–9), що забезпечує перехід від просторового представлення до частотного домену з метою виявлення прихованих закономірностей у структурі тканин.

$$F(u, v, w) = \iiint f(x, y, z) e^{-j2\pi(ux+vy+wz)} dx dy dz, \quad (8)$$

де:

- $f(x, y, z)$ – інтенсивність сигналу в просторі;
- $F(u, v, w)$ – частотне представлення зображення.

Зворотне перетворення дає відфільтроване зображення і обчислюється наступним чином:

$$f_{filtered}(x, y, z) = \iiint F_{filtered}(u, v, w) e^{j2\pi(ux+vy+wz)} du dv dw. \quad (9)$$

Додатково застосовується тривимірний Гауссів фільтр (10), який зменшує шум і згладжує зображення, підвищуючи якість сегментації та точність локалізації анатомічних областей.

$$H(u, v, w) = e^{\frac{-u^2+v^2+w^2}{2\sigma^2}}, \quad (10)$$

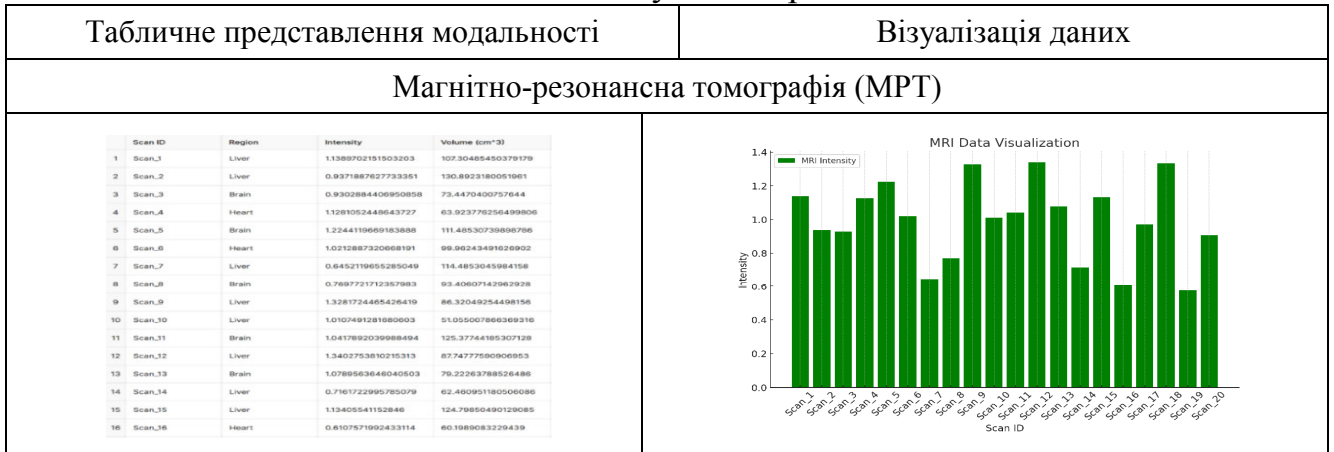
де σ – ширина частотного діапазону.

Поділ МРТ-зображення на анатомічні області здійснюється через просторове розбиття координат (x, y, z) . Для кожного вокселя визначається його належність до певної області, а інтенсивність усереднюється або аналізується в межах цієї області.

Перетворення 3D-зображення у табличний формат забезпечує структуроване подання даних, що спрощує застосування аналітичних методів і відкриває можливості для багатовимірного аналізу.

Клінічні дані, хоча й мають табличну форму, потребують додаткової обробки для інтеграції з іншими модальностями. Числові ознаки нормалізуються для усунення масштабних відмінностей і покращення збіжності моделей. Категоріальні змінні кодуються (one-hot або ordinal), а пропуски заповнюються методами імпутації для збереження коректності розподілу ознак.

Таблиця 3. Табличне та візуальне представлення ознак МРТ



Таблиця 4. Табличне та візуальне представлення ознак клінічних даних



У результаті обробки всі модальності – сигнали, зображення та клінічні дані – об’єднуються в уніфіковану ознакову таблицю: рядки відповідають пацієнтам, стовпці – стандартизованим ознакам. Така структура слугує базою для подальшої аналітики, зокрема класифікації.

У **четвертому розділі** обґрунтовано застосування формального концептуального аналізу як теоретичної основи для структурування, інтерпретації та узагальнення мультимодальних медичних даних.

Метод базується на формальному контексті $K = (G, M, I)$, де G – множина об’єктів (пацієнтів), M – множина ознак, а $I \subseteq G \times M$ – відношення інцидентності, що фіксує наявність певної ознаки в об’єкта.

Зв’язки між множинами визначаються операторами деривації: $A' = \{m \in M \mid \forall g \in A: (g, m) \in I\}$ та $B' = \{g \in G \mid \forall m \in B: (g, m) \in I\}$.

Концепт задається як пара (A, B) , де $A' = B$ та $B' = A$. Сукупність усіх концептів утворює концептуальну решітку $B(K)$, яка відображає ієрархію знань та групує об’єкти за спільними властивостями.

Для представлення пацієнтів з різними характеристиками сформовано уніфікований набір ознак із чотирьох модальностей (табл. 5). Далі наведено приклад формального контексту (табл. 6) та відповідної концептуальної решітки (табл. 7) для чотирьох пацієнтів і шести ознак.

Таблиця 5. Фрагмент набору даних, який бінаризований для концептуального аналізу даних

Пацієнти	QT↑	ST↓	Theta_alpha_index > 1	GM_texture_entropy < 0,6	Age > 65	Diabetes
P_1	1	0	1	0	1	1
P_2	1	1	0	1	0	0
P_3	1	1	1	1	1	1
P_4	0	1	0	1	1	0

Відповідно, для формального концептуального аналізу ознаки (M) позначаються через: $m_1 = \text{QT}\uparrow$; $m_2 = \text{ST}\downarrow$; $m_3 = \text{Theta_alpha_index} > 1$; $m_4 = \text{GM_texture_entropy} < 0,6$; $m_5 = \text{Age} > 65$; $m_6 = \text{Diabetes}$. Об'єкти (G) представлені через: $g_1 = P_1$; $g_2 = P_2$; $g_3 = P_3$; $g_4 = P_4$.

Таблиця 6. Формальний контекст $K=(G,M,I)$

Об'єкти	m_1	m_2	m_3	m_4	m_5	m_6
g_1	+		+		+	+
g_2	+	+		+		
g_3	+	+	+	+	+	+
g_4		+		+	+	

Таблиця 7. Концепти формальних ознак пацієнтів

№	Екстент А (пацієнти)	Інтент В (спільні ознаки)
1	$\{g_1, g_3\}$	$\{m_1, m_3, m_5, m_6\}$
2	$\{g_2, g_3\}$	$\{m_1, m_2, m_4\}$
3	$\{g_3\}$	$\{m_1, m_2, m_3, m_4, m_5, m_6\}$
4	$\{g_2, g_4\}$	$\{m_2, m_4\}$
5	$\{g_1\}$	$\{m_1, m_3, m_5, m_6\}$

Отримані концепти (табл. 7) впорядковано у решітку, що відображає ієрархію: від загальних (менше ознак, більше об'єктів) до специфічних (більше ознак, менше об'єктів).

Для інтерпретованої класифікації стану пацієнта було згенеровано множину концептів на основі комбінацій ознак із мультимодальних даних. Використано 24 ознаки, з яких сформовано 15 250 концептів (поєднання 2, 3 та 4 ознак). Кожен концепт представляє окремий варіант класифікації стану пацієнта, що дозволяє виявляти локальні патерни та оцінювати значущість груп ознак.

Таблиця 8. Приклади сформованих 10-ти перших концептів

Concept_ID	Ознаки	Concept_ID	Ознаки
C_1	(QT_interval, RR_interval)	C_6	(QT_interval, Alpha_power)
C_2	(QT_interval, QRS_duration)	C_7	(QT_interval, Beta_power)
C_3	(QT_interval, P_interval)	C_8	(QT_interval, Peak_frequency)
C_4	(QT_interval, ST_depression)	C_9	(QT_interval, Spectral_entropy)
C_5	(QT_interval, HRV)	C_{10}	(QT_interval, Theta_alpha_index)

У таблиці 8 як приклад наведено перші 10 концептів. Для кожного з них обчислюється вектор якості:

$$Q(C_i) = [q_1^{(i)}, q_2^{(i)}, q_3^{(i)}], \quad (11)$$

де: q_1 – точність класифікації (accuracy); q_2 – час обробки (processing time); q_3 – стійкість до шуму (robustness).

Такий підхід дає основу для багатокритеріальної оптимізації, що дозволяє визначити Парето-оптимальну множину концептів із найкращим балансом точності, швидкості, надійності та інтерпретованості.

Множину концептів розглядають як точки у 3D-просторі критеріїв Q . Парето-домінування визначається таким чином: концепт C_a домінує над C_b ($C_a < C_b$), якщо:

- $q_k^{(a)} \geq q_k^{(b)}$ для всіх критеріїв $k = 1, \dots, 3$,
- і, принаймні, для одного критерію більший результат: $q_j^{(a)} > q_j^{(b)}$.

Парето-фронт формує підмножину, де для кожного концепту не існує іншого концепту, який був би кращим за всіма критеріями одночасно. Відповідно, алгоритм пошуку Парето-фронту включає наступні етапи:

- Вхід: множина концептів $C = \{C_1, \dots, C_N\}$ та їх вектори якості $Q(C_i)$.
- Для кожного концепту C_i перевіряється факт існування іншого концепту C_j , який домінує C_i .
- Якщо такого концепту немає, то C_i належить до Парето-фронту.
- Всі такі концепти формують множину $C_{Pareto} \subseteq C$.

У таблиці 9 наведено розраховані критерії по перших десяти сформованих концептах.

Таблиця 9. Результати розрахунку критеріїв для кожного концепту

Concept_ID	Ознаки	Accuracy q_1	Time (c) q_2	Robustness q_3
C_1	(QT_interval, RR_interval)	0,85	1,5	0,80
C_2	(QT_interval, QRS_duration)	0,83	1,4	0,78
C_3	(QT_interval, P_interval)	0,80	1,3	0,82
C_4	(QT_interval, ST_depression)	0,82	1,6	0,75
C_5	(QT_interval, HRV)	0,87	1,7	0,85
C_6	(QT_interval, Alpha_power)	0,78	1,8	0,70
C_7	(QT_interval, Beta_power)	0,79	1,5	0,72
C_8	(QT_interval, Peak_frequency)	0,81	1,9	0,76
C_9	(QT_interval, Spectral_entropy)	0,75	2,0	0,69
C_{10}	(QT_interval, Theta_alpha_index)	0,84	1,4	0,79

Практична реалізація запропонованих моделей на сформованому мультимодальному медичному наборі даних підтвердила їх ефективність і адаптованість до клінічного використання. Формування Парето-фронту дало змогу виявити типові патерни стану здоров'я та побудувати обґрунтовані асоціативні правила для автоматизованого аналізу пацієнтів.

У п'ятому розділі подано методологію виявлення структурних відповідностей між гетерогенними медичними даними в умовах мультимодальності. Запропонований підхід уніфікує різнорідні дані у спільному багатовимірному інформаційному просторі для задачі класифікації станів пацієнтів.

Методологія включає чотири методи.

1. Метод формалізації мультимодального представлення, який складається з таких етапів:

- векторизація об'єктів із різних модальностей:

$$x_i = (M_1(x_i), M_2(x_i), \dots, M_n(x_i)). \quad (12)$$

- проєкція кожної модальності у спільний простір за допомогою перетворень z_i :

$$z_i = (\Phi_1(M_1(x_i)), \Phi_2(M_2(x_i)), \dots, \Phi_n(M_n(x_i))), \quad (13)$$

2. Метод узгодження модальностей:

- Нормалізація числових ознак: $z = \frac{x-\mu}{\sigma}$.
- Кодування категоріальних змінних: $\{0,1\}$.
- Імпутація пропущених значень: медіанна імпутація в межах класу: $x_{ij}^{miss} = \text{median}_{y_k=y_j}(x_{ik})$.

3. Метод інтеграції модальностей. Використовується спільна функція втрат з вагами для кожної модальності:

$$L = \sum_{i=1}^n \alpha_i L_i(M_i(x), y), \quad (14)$$

де L_i – функція втрат модальності M_i , y – істинна мітка x , а α_i – вагові коефіцієнти модальності.

4. Метод побудови класифікаційної моделі:

$$\hat{y}_j = F(\Phi_1(M_1(x_i)), \Phi_2(M_2(x_i)), \dots, \Phi_n(M_n(x_i))), \quad (15)$$

де \hat{y}_j – передбачений клас; $F(\cdot)$ – класифікаційна функція.

На етапі злиття ознак (модель Feature-level fusion) поєднуються всі модальності в один простір ознак, який представляє кожного пацієнта у вигляді єдиного числового вектора. Формально, кожен пацієнт описується уніфікованим вектором: $\tilde{x}_i = [x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, x_i^{(3)}, x_i^{(4)}] \in R^{24}$.

Наступним етапом є застосування CDA з цільовою змінною Stroke_history, що формує одновимірну канонічну компоненту, яка зберігає найбільш релевантну інформацію для первинного розділення класів.

Формальна побудова 1D-проєкції у CDA представлена у вигляді матриці ознак $X \in R^{n \times m}$, де: n – кількість пацієнтів, m – кількість об'єднаних ознак та вектор міток: $y \in \{0,1\}^n$.

Задача зводиться до пошуку вектора $w \in R^{24}$, який максимізує:

$$w = \arg \max \frac{w^T S_B w}{w^T S_w W} \quad (16)$$

де:

- S_B – міжкласова матриця дисперсії, яка характеризує віддаленість центрів класів;
- S_w – внутрішньокласова матриця дисперсії, яка характеризує розсіювання всередині кожного класу;
- w – канонічний вектор, що задає напрям проєкції для найкращого розділення класів у просторі ознак.

Проекція відбувається наступним чином: кожен пацієнт $x^{(i)} \in R^{24}$ проєктується на вісь w : $z^{(i)} = w^T x^{(i)}$. Отримані значення $z^{(i)}$ формують нову одновимірну ознаку, придатну для подальшої інтерпретації та візуалізації (рис. 2).

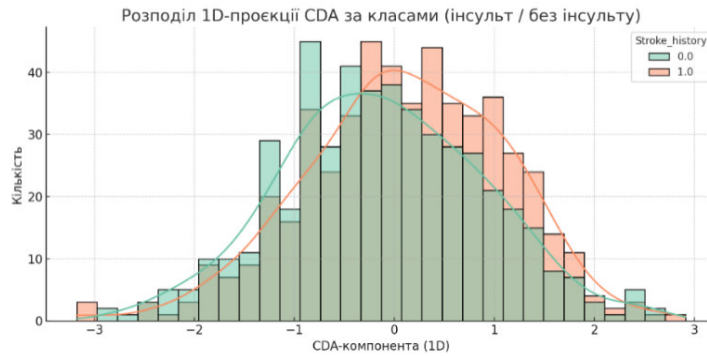


Рис. 2. Розподіл пацієнтів за першою канонічною компонентою CDA

На гістограмі видно часткове накладання класів (“інсульт” / “без інсульту”). Відокремлення класів часткове, що вказує на помірну дискримінантну структуру.

Канонічним дискримінантним аналізом знаходимо лінійну комбінацію ознак, задану вектором ваг w , яка найкраще розділяє класи. Для кожного пацієнта обчислюється скаляр $x_i^{CDA} = w^T x_i$, тобто багатовимірний простір R^{24} проєктується на одну вісь, яка максимізує відокремлення. Отримані коефіцієнти w (табл. 10) показують, які ознаки найбільше впливають на поділ класів.

Таблиця 10. Ваги ознак у CDA

№	Ознака	Вага w_i	№	Ознака	Вага w_i
1	Sex	-0,68	13	Parietal_LBP	-0,14
2	P_interval	-0,51	14	Diabetes	-0,13
3	Alpha_power	0,36	15	ST_depression	0,13
4	Hypertension	0,35	16	Beta_power	-0,09
5	Theta_alpha_index	-0,27	17	GM_texture_entropy	0,08
6	Periventricular_intensity	0,27	18	Frontal_coherence	-0,08
7	HRV	-0,26	19	Age	0,06

№	Ознака	Вага w_i	№	Ознака	Вага w_i
8	BMI	0,24	20	Spectral_entropy	-0,06
9	GM_WM_contrast	-0,24	21	QT_interval	-0,03
10	Hypointense_volume	-0,17	22	RR_interval	-0,02
11	QRS_duration	-0,16	23	Peak_frequency	0,019
12	Lateral_ventricle_shape	0,16	24	Smoking	-0,002

У таблиці 11 наведено коефіцієнти w_i , отримані з CDA на уніфікованому векторі ознак. Вони відображають вплив відповідної ознаки на дискримінантну функцію, що максимізує міжкласову різницю. Чим більше $|w_i|$, тим вагоміший вплив ознаки на поділ класів.

Таблиця 11. Вплив ознак на поділ класів

Ознака	Вага w_i	Абсолютне значення $ w_i $	Інтерпретація
Sex	-0,68	0,68	Стать – сильний дискримінатор
P_interval	-0,51	0,51	ЕКГ-показник – важливий фактор
Alpha_power	+0,36	0,36	ЕЕГ – підвищене значення корелює з інсультом
Hypertension	+0,35	0,35	Наявність гіпертензії – важливий фактор ризику
Theta_alpha_index	-0,27	0,27	Показник мозкової активності – зменшується при інсульті
Periventricular_intensity	+0,27	0,27	MRI-показник – збільшується при патології

Абсолютні ваги $|w_i|$ мають зміст у ранньому злитті, бо модель працює з повним вектором ознак усіх модальностей. Це дозволяє оцінити відносну важливість кожної ознаки у спільному просторі. Для уніфікованого вектора $\tilde{x}_i \in R^{24}$ ваги CDA показують внесок кожної ознаки, після чого можна переходити до моделювання. Всі ознаки одночасно подаються на вхід моделі Feature-level fusion.

Оскільки модальності різняться за інформативністю, доцільно модифікувати функцію втрат, щоб вона узгоджено враховувала якість передбачення по кожному джерелу (формула 14). Таким чином здійснюється підготовка ознак кожної модальності до побудови класифікаційної модальної моделі (Model-level fusion).

Якщо модальність M_i є інформативною, то вага α_i буде більшою. Якщо модальність містить шум або пропуски, то її внесок зменшується або зануляється ($\alpha_i = 0$). Такий підхід дозволяє моделі L поєднувати знання з різних джерел без примусового вибору лише однієї модальності.

Усі модальності мають майже рівні ваги, отже – всі інформативні приблизно однаково $\alpha_{\text{ЕКГ}} = 0,2510$, $\alpha_{\text{ЕЕГ}} = 0,2487$, $\alpha_{\text{МРТ}} = 0,2495$, *аклінічні дані* = 0,2509.

Далі обчислюються індивідуальні втрати (log loss) для кожної модальності з цільовою змінною Stroke_history.

Дані поділено у співвідношенні 70 % тренувальні та 30 % тестові, зі стратифікацією для збереження пропорцій класів. Для кожної модальності побудовано модель, що прогнозує ймовірність належності до класу інсульт:

$$P(y = 1 | x) = \sigma(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}, \text{ де } z = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n, \quad (17)$$

де:

- $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ – вектор ознак пацієнта,
- w_0 – вільний член (зсув, bias),
- w_i – ваговий коефіцієнт для ознаки x_i ,
- $\sigma(z)$ – сигмоїдна функція активації,
- z – лінійна комбінація ознак.

Для тестової вибірки обчислено середню log loss (табл. 12): $LogLoss = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)]$.

Таблиця 12. Результати обчислення log loss на тестувальному наборі даних

Модальність	Ознаки	Значення log loss
ЕКГ	6 ознак	0,6955
ЕЕГ	6 ознак	0,7020
МРТ	6 ознак	0,6998
Клінічні дані	6 ознак	0,6959

Наступним кроком обчислено інтегровану втрату: $L = 0,2510 \cdot 0,6955 + 0,2487 \cdot 0,7020 + 0,2495 \cdot 0,6998 + 0,2509 \cdot 0,6959 = 0,6983$.

Отримане значення $L \approx 0,6983$ підтверджує доцільність мультимодального підходу. Ваги α_i виявилися майже рівними, оскільки log loss для ЕКГ, ЕЕГ, МРТ та клінічних даних близькі за величиною. Це означає, що жодна модальність не домінує.

У таблиці 13 наведено результати аналітичного порівняння моделей Feature-level fusion та Model-level fusion.

Таблиця 13. Порівняльний аналіз моделей Feature-level fusion та Model-level fusion

Ознака	Feature-level fusion	Model-level fusion
Об'єднання модальностей	На етапі сирих або попередньо очищених ознак	Після окремого перетворення кожної модальності
Форма об'єднання	Конкатенація сирих ознак у єдиний вектор	Конкатенація перетворених ознак
Трансформація ознак	Після злиття (однакова для всіх)	Перед злиттям (індивідуально для кожної модальності)
Гнучкість до неоднорідних даних	Низька (всі модальності мають бути однорідними)	Висока (можна обробити модальності різними методами)
Інтерпретованість	Складна, всі ознаки одночасно	Вища, спостерігається вплив кожної модальності окремо
Приклад формалізації	$x = [x_1^{(ЕКГ)}, x_2^{(ЕЕГ)}, x_3^{(МРТ)}, x_4^{(клінічні дані)}] \rightarrow f(x)$	$\tilde{x} = [\Phi_1(M_1^{(ЕКГ)}), \Phi_2(M_2^{(ЕЕГ)}), \Phi_3(M_3^{(МРТ)}), \Phi_4(M_4^{(клінічні дані)})] \rightarrow f(\tilde{x})$

Отже, результати цього розділу підтверджують ефективність мультимодального аналізу для побудови систем класифікації станів пацієнтів з урахуванням різних форматів даних.

У шостому розділі подано інформаційну технологію багатовимірного аналізу, що реалізує гібридну нейромережеву модель з модульною обробкою, уніфікацією ознак та адаптивною класифікацією для інтеграції мультимодальних медичних даних. Для інтегрування ознак та моделювання стану пацієнта запропонована архітектура, схематично наведена на рисунку 3, де реалізовано два підходи: об'єднання мультимодальних ознак та агрегацію результатів модальних ембедінгів. Для просторово-часових залежностей використано сучасні гібридні архітектури: Inception ResNet v1, DenseNet121, LSTM, BiLSTM, TCN, Transformer з attention-механізмом. Ключовим є формування уніфікованого простору ознак, що поєднує різномірні дані в єдину структуру для класифікації станів пацієнтів.

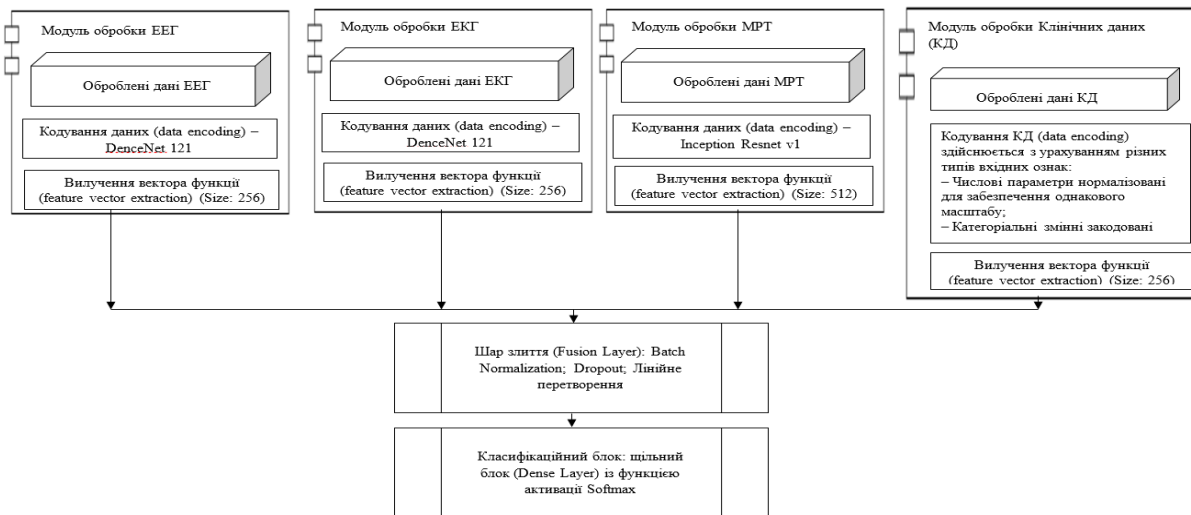


Рис. 3. Архітектура інформаційної технології багатовимірного аналізу мультимодальних медичних даних

До характеристик основних елементів гібридної архітектури слід віднести такі (рис. 3):

1. Модуль обробки ЕЕГ: використано DenseNet121 для кодування та вилучення 256-вимірного вектора ознак; підтримка LSTM, TCN, Transformer для аналізу часових патернів.
2. Модуль обробки ЕКГ: аналогічний до ЕЕГ, формує 256-вимірний вектор ознак.
3. Модуль обробки МРТ: використовується Inception ResNet v1, що генерує 512-вимірний вектор просторово-інтенсивних ознак.
4. Модуль клінічних даних (КД): числові ознаки нормалізуються, категоріальні кодуються; результат – 256-вимірний вектор.

Шар злиття (Fusion Layer) виконує: Batch Normalization, Dropout (до 256), лінійне вирівнювання розмірностей. Об'єднаний вектор: $X_{Integrated} = [X_{EEG}, X_{ЕКГ}, X_{МРТ}, X_{clinical}]$. Загальний розмір вектора: 1024.

Фінальний щільний шар (Dense Layer) з функцією активації Softmax для оцінки ймовірностей класифікації стану пацієнта.

Запропоновано методику багатокласової класифікації клінічних станів через інтеграцію мультимодальних ознак у спільний простір. Додано п'ять індексів: Ischemia_score, Hemorrhage_score, Poststroke_score, EEG_anomaly_score, Clinical_stability_index, що підвищили точність розпізнавання. Класифікація виконується за п'ятьма діагностичними класами: здоровий, ішемічний інсульт, геморагічний інсульт, постінсультний стан, інші нейропатології.

На основі сформованого ознакового простору було реалізовано систему правил для автоматичного віднесення пацієнтів до одного з п'яти діагностичних класів. Критерії класифікації базуються на порогових значеннях відповідних індикаторів, які визначені середніми вибірки, що забезпечує адаптацію системи до реального розподілу даних і робить класифікацію гнучкою та стійкою до неповних або різномірних даних. Такий підхід забезпечує інтерпретованість рішень моделі та дає змогу здійснювати класифікацію відповідно до клінічно значущих порогів ознак. Їх подано у зведеній формі в таблиці 14.

Таблиця 14. Зведена таблиця порогових значень ознак

Показник	Середнє (mean)	Стандартне відхилення (std)	min	25 %	50 %	75 %	max	Встановлений поріг (threshold)
EEG_anomaly_score	4,84	0,55	3,41	4,45	4,82	5,19	6,79	4,83
Ischemia_score	1,25	0,41	-0,28	0,98	1,25	1,53	3,05	1,25
Hemorrhage_score	0,75	0,10	0,40	0,68	0,75	0,82	1,16	0,75
Poststroke_score	33,86	6,55	22,5	28,5	34,0	39,5	45,0	33,86
Clinical_stability_index	24,15	4,06	12,89	21,27	24,11	26,87	34,51	24,15

Для оцінки роботи системи виконано попередній розподіл пацієнтів за класами. Результати (табл. 15) показали істотний дисбаланс між кількістю спостережень у різних категоріях.

Таблиця 15. Розподіл пацієнтів за класами

Клас	Кількість спостережень
OtherNeuropathology	579
Hemorrhagic	193
Ischemic	118
Poststroke	87
Healthy	23

З огляду на дисбаланс даних для навчання моделі використано гібридну архітектуру з інтеграцією ознак (feature-level fusion) та алгоритмом Random Forest із параметром class_weight='balanced'. Такий підхід дозволяє компенсувати нерівномірність розподілу класів та уникнути упередженості моделі на користь більш чисельних категорій.

Оцінку ефективності моделі здійснено за метрикою точності (accuracy), що є релевантною в умовах нерівномірного розподілу даних. Навчальна вибірка складала 80 % даних, тестова – 20 %. Всередині тренувальної вибірки додатково виділено 20 % на валідацію для контролю узагальнення моделі.

На рисунку 4 показано динаміку точності та втрат моделі протягом 50 епох. Графіки демонструють стабільне зростання точності на тренувальних та валідаційних даних (до 90 % і 88–89 % відповідно), а також узгоджене зниження функції втрат без ознак перенавчання.

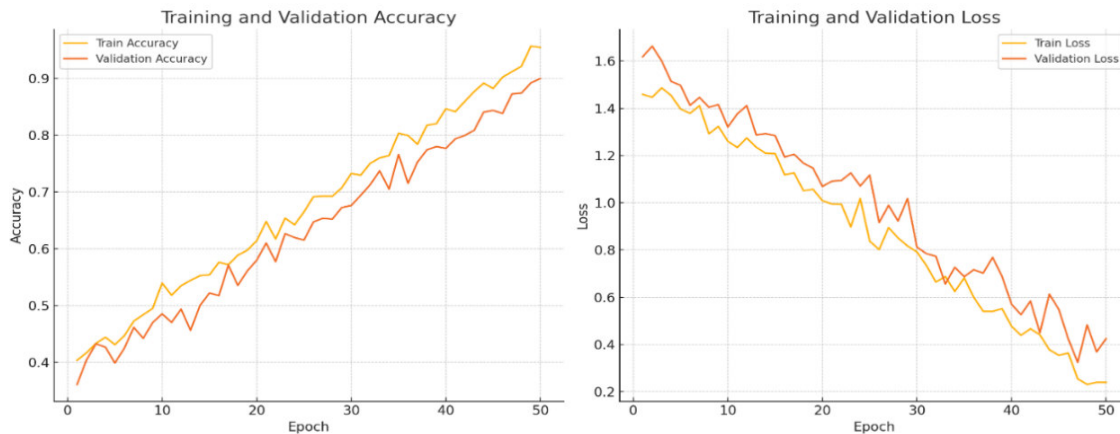


Рис. 4. Динаміка точності для мультимодальної моделі інтеграції ознак (Feature-level fusion)

Якість класифікації підтверджується матрицею невідповідностей (рис. 5). Модель демонструє високу точність для більшості класів. Так, клас OtherNeuropathology був правильно класифікований у 200 із 200 випадків. Для класу Healthy точність складала 95 % (190/200), з незначними помилками в сторону Ischemic та Other. Невеликі перехресні помилки виникли між класами Ischemic та Poststroke, що зумовлено схожістю клінічних проявів.

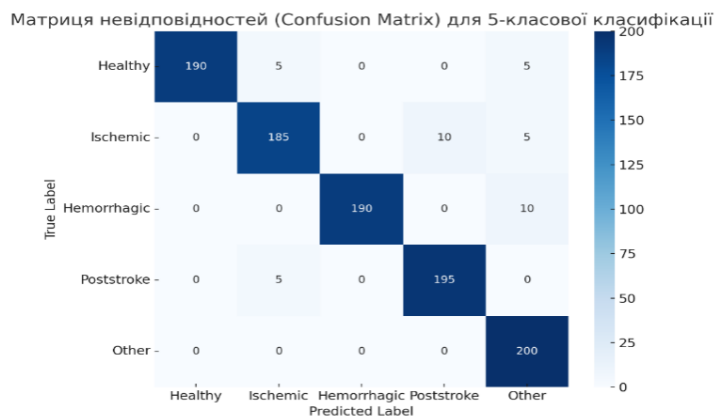


Рис. 5. Матриця невідповідностей для валідаційних даних мультимодальної моделі Feature-level fusion

У таблиці 16 наведено результати оцінювання моделі за основними метриками.

Таблиця 16. Результати оцінювання моделі Feature-level fusion на валідаційних даних

Метрики	Healthy	Hemorrhagic	Ischemic	Other	Poststroke
Precision	1,0	1,0	0,95	0,9	0,95
Recall	0,95	0,95	0,93	1,0	0,98
F1-score	0,97	0,97	0,94	0,95	0,96
Accuracy	0,96				
Macro avg	0,962				
Weighted avg	0,962				

Отримані результати ($F1 > 0,94$ по всіх класах) свідчать про високу ефективність запропонованої моделі. Найвища оцінка (1,0) спостерігається для класів Healthy та Hemorrhagic, де всі випадки були правильно віднесені до відповідного класу. Класи Ischemic та Poststroke демонструють дещо нижчі, але збалансовані метрики, що пояснюється перетином ознак. Загальна точність моделі становить 96 %, а значення макро- та зважених середніх (macro avg, weighted avg) метрик також підтверджують збалансовану якість класифікації по всіх класах (обидва значення – 0,962). Це свідчить про здатність моделі ефективно працювати з багатокласовою задачею.

Застосування методу головних компонент (PCA) для зменшення розмірності забезпечило збереження інформативності ознак при підвищенні стабільності та швидкодії моделі.

Також у межах розробленої архітектури інформаційної технології (рис. 3) було реалізовано модальну модель (Model-level fusion) для багатокласової класифікації пацієнтів на основі мультимодальних медичних даних. Згідно з архітектурою, кожна модальність обробляється окремим модулем глибинного навчання, який формує латентне представлення даних. Далі модальні вектори об'єднуються в єдиний вектор:

$Z_i = \text{Concat}(z_i^{ECG}, z_i^{EEG}, z_i^{MRI}, z_i^{Clinical}) \in R^k$, де $k = k_1 + k_2 + k_3 + k_4$, який подається на класифікатор:

$$\hat{y}_i = \text{Softmax}(\text{Dense}_2(\text{ReLU}(\text{Dense}_1(Z_i))))$$

де:

- Dense_1 – шар перетворення ($256 \rightarrow 128$);
- Dense_2 – вихідний шар ($128 \rightarrow 5$);
- Softmax – формує вектор ймовірностей по 5 класах:
 $\hat{y}_i = [p_1, p_2, p_3, p_4, p_5], \sum_{k=1}^5 p_k = 1$.

Модель класифікує пацієнтів за одним з п'яти класів: Healthy, Ischemic, Hemorrhagic, Poststroke, OtherNeuropathology. Наприклад, розподіл $\hat{y}_i = [0,02, 0,65, 0,10, 0,13, 0,10]$ відповідає класу Ischemic (65 %).

Для уникнення дисбалансу класів застосовано параметр `class_weight='balanced'` у Random Forest. Навчання виконувалося 50 епох з оптимізатором Adam ($lr = 0.001$) на тренувальній (80 %) та валідаційній (20 %) вибірках. На рисунку 6 показано зміну точності та втрат. Спостерігається перенавчання: модель досягає 100 % точності на тренувальних даних, тоді як валідаційна точність стабілізується на рівні 0,65. Validation Loss не знижується після 15 дерев – ще один індикатор перенавчання.

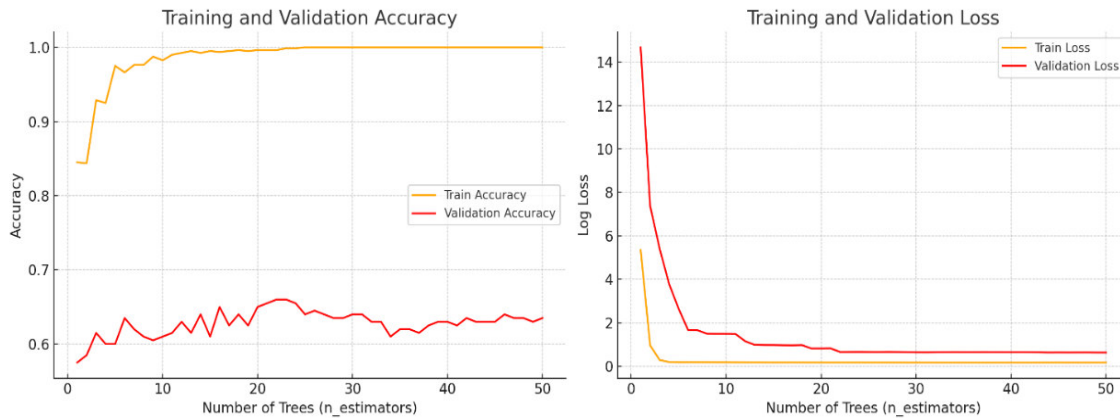


Рис. 6. Динаміка точності для модальної моделі Model-level fusion

Для зменшення перенавчання застосовано спрощену модель з 10 деревами, що підвищило збалансовану точність до 0,94 та зменшило розрив між тренувальною й валідаційною метриками (рис. 7).

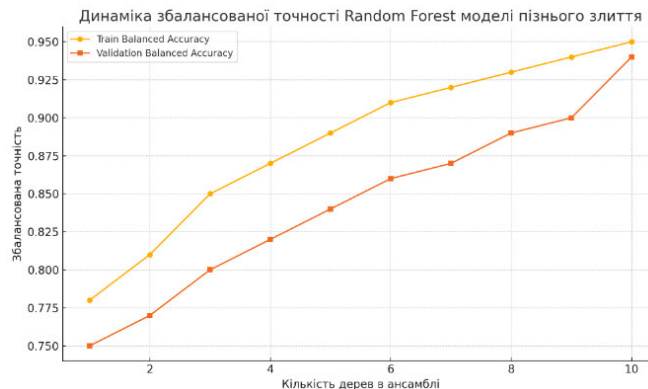


Рис. 7. Динаміка збалансованої точності модальної моделі Model-level fusion (10 дерев)

Матриця невідповідностей (Рис. 8) на валідаційній вибірці (200 прикладів) демонструє високу точність для класу Other (82 з 116); низьку – для Ischemic (2 з 6) та Poststroke (17 з 38).

Оцінка моделі показала (табл. 17), що її ефективність суттєво залежить від діагностичного класу. Загальна точність становить 71,5 %, що свідчить про середній рівень якості класифікації.

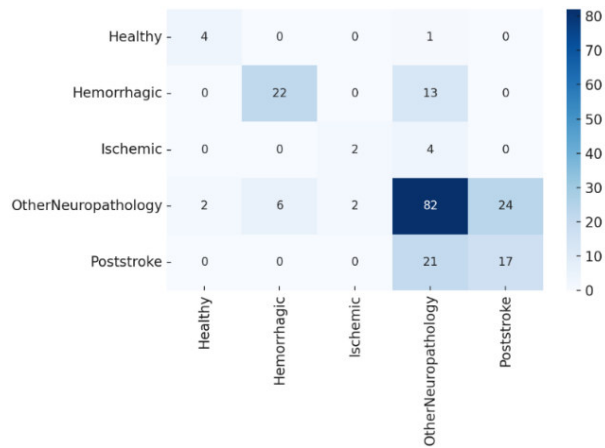


Рис. 8. Матриця невідповідностей валідаційних даних модальної моделі Model-level fusion (10 дерев)

Таблиця 17. Результати оцінювання модальної моделі Model-level fusion на валідаційних даних

Метрики	Healthy	Hemorrhagic	Ischemic	Other	Poststroke
Precision	0,67	0,76	0,30	0,77	0,41
Recall	0,80	0,63	0,33	0,75	0,55
F1-score	0,73	0,69	0,31	0,76	0,47
Accuracy	0,715				

Модель продемонструвала найкращі результати для класу Other ($F1 = 0,76$), а також прийнятні показники для Healthy ($F1 = 0,73$) та Hemorrhagic ($F1 = 0,69$). Це підтверджує здатність моделі відтворювати типові клінічні патерни цих станів. Натомість для класів Ischemic ($F1 = 0,31$) і Poststroke ($F1 = 0,47$) результати виявилися низькими. Це свідчить про труднощі моделі відмежовувати схожі за проявами патології, що є викликом для подальшого вдосконалення.

Порівняння двох моделей показало чітку перевагу Feature-level fusion: її точність становить 96 % (табл. 16) проти 71,5 % у Model-level fusion (табл. 17). Аналіз на однаковій валідаційній вибірці (200 прикладів) засвідчив, що Feature-level fusion стабільніше відтворює метрики й краще узагальнює результати. Натомість Model-level fusion, попри архітектурну гнучкість, має нижчу ефективність і помітні проблеми з класами з малою вибіркою чи перехресними клінічними ознаками. Тому для подальшого тестування було обрано саме модель Feature-level fusion, адже вона забезпечила високі результати на валідаційній вибірці (рис. 9).

Результати, наведені на рисунку 9, підтверджують ефективність моделі Feature-level fusion у багатокласовій класифікації клінічних станів на основі мультимодальних даних. Аналіз матриці невідповідностей, побудованої на тестовій вибірці, демонструє, що модель безпомилково класифікує класи Hemorrhagic та Poststroke, що свідчить про наявність чітких і добре відокремлених ознак.

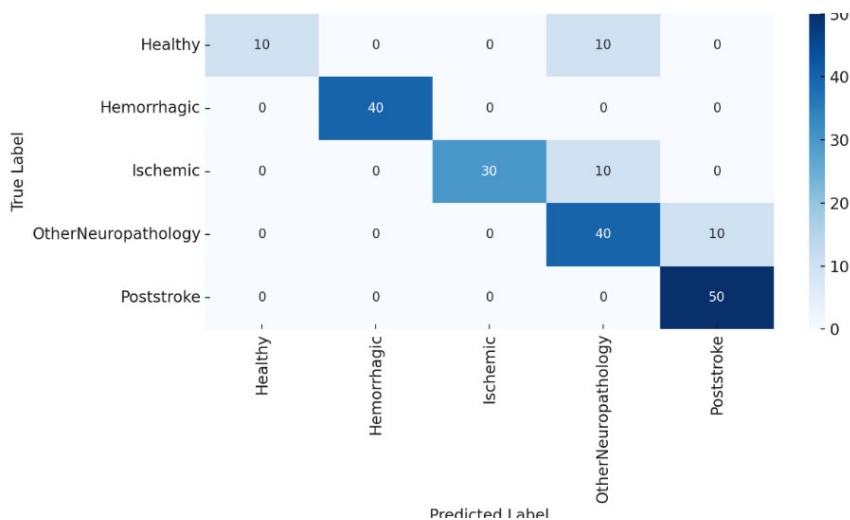


Рис. 9. Матриця невідповідностей для тестової вибірки моделі Feature-level fusion

Відповідні оцінки класифікаційної моделі на тестовій вибірці наведено у таблиці 18.

Таблиця 18. Результати оцінювання моделі Feature-level fusion на тестовій вибірці

Метрики	Healthy	Hemorrhagic	Ischemic	Other	Poststroke
Precision	1,0	1,0	1,0	0,67	0,83
Recall	0,5	1,0	0,75	0,8	1,0
F1-score	0,67	1,0	0,86	0,73	0,91
Accuracy	0,85				

Отримані результати (табл. 18) показують, що модель Feature-level fusion добре узагальнює невідомі дані та ефективно інтегрує ознаки з різних модальностей. На тестовій вибірці точність становить 85%. Найкращі результати зафіксовано для класів Hemorrhagic (Precision, Recall, F1 = 1,00) та Poststroke (Recall = 1,00, F1 = 0,91), що свідчить про чітку відмінність цих патологій. Клас Ischemic також визначається з високою точністю (F1 = 0,86), хоча Recall = 0,75 вказує на часткову втрату позитивних випадків.

Разом із тим, виявлено низку обмежень моделі, які потребують уваги. Зокрема, низький показник Recall (0,5) для класу Healthy вказує на значну ймовірність хибнонегативних рішень, що є критичним у клінічному контексті через ризик пропущення здорових пацієнтів. Також невисока оцінка для класу OtherNeuropathology (Precision = 0,67, F1-score = 0,73) свідчить про схильність моделі до помилкової класифікації стану.

Реалізована в архітектурі інформаційної технології модель Feature-level fusion показала високу ефективність класифікації мультимодальних медичних даних і здатність до узагальнення, особливо для чітко визначених діагностичних класів. Інтегрування ознак у єдиний вектор на ранньому етапі обробки забезпечило ефективне поєднання інформації з різних модальностей, що узгоджується зі структурою системи.

Таким чином, розроблена методологія у межах архітектури інформаційної технології має значний потенціал для практичного застосування в медичній діагностиці, базуючись на комплексному аналізі мультимодальних даних, задля ефективної класифікації станів пацієнтів.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішена актуальна науково-прикладна проблема, що полягає у розробленні методології, на основі якої створено інформаційну технологію для інтеграції, обробки та аналізу мультимодальних медичних даних. Запропонована технологія формує узгоджений ознаковий простір, підвищує точність та інтерпретованість класифікації клінічних станів, забезпечує адаптивність до гетерогенності й неповноти вхідних даних, а також масштабованість і швидкодію в умовах реального клінічного середовища. Рішення базуються на поєднанні моделей машинного навчання, що усуває обмеження існуючих підходів і підвищує практичну значимість технології для медичних інформаційних систем.

У роботі отримано такі наступні наукові та практичні результати:

1. Вперше запропоновано концепцію аналізу мультимодальних медичних даних, що передбачає виділення інформативних ознак для кожної модальності та їх об'єднання у єдиний багатовимірний ознаковий простір, що, на відміну від існуючих підходів, дозволяє формувати узгоджене представлення даних, яке враховує специфіку кожного джерела, підвищує інформативність вхідного масиву та покращує точність класифікації клінічних станів. Реалізація узагальненого ознакового простору – матриця $X \in R^{1000 \times 24}$, забезпечила загальну точність класифікації на рівні 85 %, що підтверджує ефективність підходу для клінічних задач.

2. Вперше сформульовані принципи багатовимірного аналізу мультимодальних даних, що забезпечили створення технології, здатної інтегрувати різнорідні ознаки та модальні моделі, для підвищення точності, надійності й адаптивності класифікаційних систем в умовах гетерогенності та неповноти медичних даних.

3. Вперше розроблено метод інтеграції модальних даних, який полягає у поєднанні цих даних за певними ознаками, що, на відміну від існуючих, буде точки спостереження шляхом адаптивного, погодженого та поетапного об'єднання даних із різних модальностей в єдиний вектор та поєднання цих векторів, що дозволяє створити із окремих точок спостереження за пацієнтом спільний масив вхідних даних та формувати модель-класифікатор. Отримані результати демонструють загальну точність моделі на 96 %, а значення макрота зважених середніх метрик – 0,962, що свідчить про збалансовість класів навіть у багатокласових задачах. Це робить метод перспективним для клінічних систем підтримки рішень та підвищення точності діагностики у складних випадках.

4. Вперше розроблено метод побудови мультимодальної моделі, який передбачає створення окремих моделей для кожної модальності та

використання результатів їхнього моделювання для класифікації станів пацієнта. На відміну від існуючих, він дає змогу інтегрувати результати моделювання в єдину ієрархічну структуру, що дозволяє підвищити кількість правильно класифікованих станів. Запропонована мультимодальна модель досягла 71,5 % загальної точності класифікації. Найвищі результати отримано для класів Healthy (0,73) та Other (0,76), що показує здатність моделі добре розпізнавати стани з вираженими чіткими ознаками. Водночас низькі показники precision та recall для класу Ischemic ($F1 = 0,31$) свідчать про складність у відмежуванні схожих клінічних станів і вказують на потребу вдосконалення простору ознак для підвищення точності розпізнавання подібних патологій.

5. Розширено метод вибору інформативних ознак, адаптований до умов гетерогенності джерел даних, завдяки формуванню багатовимірного ознакового простору з урахуванням їх кореляційної узгодженості, що зменшило ризик сильних залежностей та підвищило стабільність моделі. Вибрані ознаки Alpha_power, GM_WM_contrast, Spectral_entropy продемонстрували низьку міжмодальну кореляцію та високу класифікаційну значущість. Це забезпечило зменшення надмірності даних, підвищення стійкості до шуму та точність на рівні 85 % на тестовій вибірці.

6. Удосконалено метод оцінювання ефективності аналізу мультимодальних даних, що ґрунтується на порівнянні результатів експериментів за точністю, повнотою, F1-метрикою, часом обробки та стабільністю роботи моделей. Такий підхід дозволяє об'єктивно визначити переваги запропонованої інформаційної технології, збільшити кількість правильно класифікованих станів пацієнтів та забезпечити адаптацію системи до клінічних умов. Застосування методу показало суттєву перевагу моделі інтеграції ознак (Feature-level fusion) над інтеграцією модальних моделей (Model-level fusion) у багатокласовій класифікації клінічних станів. Модель Feature-level fusion забезпечила загальну точність моделі на 96 % при значеннях macro avg та weighted avg F1-метрики на рівні 0,962, що свідчить про збалансовану якість класифікації по всіх п'яти класах, включно з найбільш складними (Ischemic, Poststroke). Натомість модель Model-level fusion продемонструвала помітно нижчі показники точності – 71,5 % та значне зниження F1-метрики для класу Ischemic (0,31), що вказує на труднощі у розмежуванні подібних патологічних станів. Високі результати моделі інтеграції ознак зумовлені формуванням узгодженого ознакового простору на етапі попередньої обробки, що зменшує втрати інформації. Це підтверджує доцільність використання моделі feature-level fusion для медичної діагностики. Використання Apache Spark прискорило обробку в 1,35–1,6 раза порівняно з Hadoop, забезпечивши середній вигравш понад 100 секунд на задачу. Отримані результати свідчать про ефективність розробленої технології для масштабованого медичного аналізу.

Таким чином, у дисертації усунуто обмеження існуючих методів аналізу мультимодальних медичних даних, що дало змогу створити науково обґрунтовану та практично реалізовану платформу для класифікації станів пацієнтів.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у періодичних виданнях, включених до категорії «А» Переліку наукових фахових видань України, або у закордонних виданнях, проіндексованих у базах даних *Web of Science Core Collection* та/або *Scopus*:

1. Boyko N. Application of mathematical models for improvement of “cloud” data processes organization. *Mathematical Modeling and Computing*. 2016. Vol. 3 No. 2. P. 111–119. (0,36 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.23939/mmc2016.02.111>. ISSN 2312-9794 (індексована в наукометричній базі *Scopus*).
2. Boyko N. Advanced technologies of big data research in distributed information systems. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2018. No. 4. P. 66–77. (0,45 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2017-4-8>. ISSN 1607-3274 (індексована в наукометричній базі *Web of Science (Q4 by Journal Citation Report)*).
3. Boyko N. Models and algorithms for multimodal data processing. *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*. 2023. Vol. 20. Art. No. 11. P. 87–97. (0,45 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.37394/23209.2023.20.11>. ISSN 1790-0832 (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q4 by Scimago Journal & Country Rank)*).
4. Boyko N. Data interpretation algorithm for adaptive methods of modeling and forecasting time series. *WSEAS Transactions on Mathematics*. 2023. Vol. 22. Art. No. 43. P. 359–372. (0,6 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.37394/23206.2023.22.43>. ISSN 1109-2769 (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q2 by Scimago Journal & Country Rank)*).
5. Boyko N. Application of adaptive and multiplicative models for analysis and forecasting of time series. *International Journal of Computing*. 2023. Vol. 22(2). P. 202–211. (0,4 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.47839/ijc.22.2.3089>. ISSN 1727-6209 (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q4 by Scimago Journal & Country Rank)*).
6. Vyklyuk Ya., Nevinskyi D., Boyko N. GeoCity – a new dynamic-spatial model of urban ecosystem. *J. Geogr. Inst. Cvijic*. 2023. Vol. 73(2). P. 187–203. (0,72 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.2298/IJGI2302187V>. ISSN 2683-3867 (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q3 by Scimago Journal & Country Rank)*).
Особистий внесок автора полягає у розробленні алгоритмів обробки геопросторових даних з використанням методів просторової кластеризації, інтерполяції та часової сегментації та становить 0,35 д.а.
7. Boyko N., Lukash O. Methodology for estimating the cost of construction equipment based on the analysis of important characteristics using machine learning methods. *Journal of Engineering*. 2023. Vol. 2023. Art. No. 8833753. P. 27. (1,2 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.1155/2023/8833753>. ISSN 2314-4904 (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q2 by Scimago Journal & Country Rank)*).
Особистий внесок автора полягає в аналізі значущості ознак (*feature importance*) з метою виявлення важливих ознак; створенні програмного прототипу для вводу технічних характеристик обладнання для їх автоматичної оцінки та становить 0,85 д.а.
8. Boyko N. I., Mykhailyshyn V. Yu. K-NN’s nearest neighbors method for classifying text documents by their topics. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2023.

№. 3. P. 83–97. (0,63 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-3-9>. ISSN 1607-3274 (індексована в наукометричній базі *Web of Science (Q4 by Journal Citation Report)*).

Особистий внесок автора полягає в адаптації методу найближчих сусідів (*k*-NN) для задач класифікації текстових документів за тематикою з урахуванням особливостей української та англійської мов та становить 0,5 д.а.

9. Boyko N. Models of binary classification of the semantic colouring of texts. *Innovaciencia*. 2023. Vol. 11(1). P. 1–23. (1 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.15649/2346075X.3553>. E- ISSN 2346-075X (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q4 by Scimago Journal & Country Rank)*).

10. Boyko N. The model of backpropagation algorithm realization in parallel mode for big data solutions. *Journal of the Balkan Tribological Association*. 2023. Vol. 29. Issue 5. P. 689–704. (0,68 д.а.). ISSN 1310-4772. URL: <https://scibulcom.net/en/article/gfGV3mMkYgTAEk60Qczd> (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q4 by Scimago Journal & Country Rank)*).

11. Boyko N. Evaluating binary classification algorithms on data lakes using machine learning. *Revue d'Intelligence Artificielle*. 2023. Vol. 37(6). P. 1423–1434. (0,5 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.18280/ria.370606>. ISSN 0992-499X (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q4 by Scimago Journal & Country Rank)*).

12. Vyklyuk Y., Semianiv I., Nevynskyi D., Todoriko L., Boyko N. Applying geospatial multi-agent system to model various aspects of tuberculosis transmission. *New Microbes and New Infections*. 2024. Vol. 59. P. 101417. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.nmni.2024.101417>. (0,31 д.а.). ISSN 2052-2975 (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q2 by Scimago Journal & Country Rank)*).

Особистий внесок автора полягає у розробленні інтеграції алгоритмів агентного моделювання з медико-статистичними даними, що дозволило врахувати поведінкові характеристики населення, мобільність і регіональні особливості, та становить 0,12 д.а.

13. Boyko N. Overview of multimodal data and its application to fake-news detection. *Jordanian Journal of Computers and Information Technology (JJCIT)*. 2024. Vol. 10. No. 03. P. 281–293. (0,54 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.5455/jjcit.71-1709201313>. ISSN 2415-1076 (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q3 by Scimago Journal & Country Rank)*).

14. Boyko N., Kovalchuk R. Detection of anomalies and Data Drift in a time-series dismissal prediction system. *Iraqi Journal for Computer Science and Mathematics*. 2024. Vol. 5. No. 3. P. 229–251. (1 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.30880/ijcsm.2024.05.03.12>. ISSN 2788-7421. URL: <https://ijcsm.researchcommons.org/ijcsm/vol5/iss3/20> (індексована в наукометричній базі *Scopus (Q2 by Scimago Journal & Country Rank)*).

Особистий внесок автора полягає у розробці комбінованої аналітичної моделі, яка поєднує методи контролю стабільності розподілу з інструментами автоматичного виявлення аномалій, зокрема *Isolation Forest* і *Autoencoder*; визначенні критеріїв деградації моделей прогнозування при змінах у розподілах даних, та становить 0,65 д.а.

15. Boyko N., Kachmaryk V. Forecasting stochastic time series using reinforcement learning. *International Journal of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 22(2). P. 1–28.

(1,23 д.а.). ISSN 0974-0635. URL: <http://www.ceser.in/ceserp/index.php/ijai/article/view/6991> (індексована в наукометричній базі Scopus (Q3 by Scimago Journal & Country Rank)).

Особистий внесок автора полягає у розробці методології прогнозування стохастичних часових рядів із використанням алгоритмів навчання з підкріпленням, з акцентом на адаптивність до нестабільних і непередбачуваних даних, та становить 0,8 д.а.

16. Boyko N. Study of multimodal identification algorithms using modern methods and tools of multivariate analysis. *Journal of Ecohumanism*. 2024. Vol. 3(5). P. 99–114. (0,68 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.62754/joe.v3i5.3877>. ISSN 2752-6798 (індексована в наукометричній базі Scopus).
17. Boyko N. Data processing and optimization in the development of machine learning systems: Detailed requirements analysis, model architecture, and anti-data drift strategies. *Journal of Applied Data Sciences*. 2024. Vol. 5(3). P. 1110–1122. (0,54 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.47738/jads.v5i3.278>. ISSN 2723-6471 (індексована в наукометричній базі Scopus (Q3 by Scimago Journal & Country Rank)).
18. Boyko N. The comprehensive model of using in-depth consolidated multimodal learning to study trading strategies in the securities market. *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making. ISDMCI 2022. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. 2023. Vol. 149. P. 126–147. (0,95 д.а.). Springer, Cham. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-16203-9_8. ISSN 2367-4512, 2367-4520 (індексована в наукометричній базі Scopus (Q4 by Scimago Journal & Country Rank)).
19. Boyko N. I., Rabotiahov D. S. Modeling of the spread of tuberculosis by regions in Ukraine. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2024. Vol. 4. P. 41–55. (0,63 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-4-4>. ISSN 1607-3274 (індексована в наукометричній базі Web of Science (Q4 by Journal Citation Report)).

Особистий внесок автора полягає у розробці математичної моделі просторово-часового поширення туберкульозу, яка враховує регіональні особливості епідеміологічної ситуації в Україні, та становить 0,4 д.а.

Статті у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України:

20. Бойко Н. І. Методи та інструменти моделювання інформаційних процесів. *Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. Інформаційні системи та мережі*. 2014. № 805. С. 361–368. (0,31 д.а.). ISSN: 2524-065X. URL: <https://science.lpnu.ua/uk/sisn/vsi-vypusky/vypusk-805-2014/metody-ta-instrumenty-modelyuvannya-informaciyunyh-procesiv>. Фахове видання категорії Б (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).
21. Бойко Н. І. Багатовимірне подання даних для управління ІТ-проектами. *Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. Інформаційні системи та мережі*. 2015. № 814. С. 387–395. (0,36 д.а.). ISSN: 2524-065X. URL: <https://ena.lpnu.ua/items/196e3ab0-679e-47b8-9900-5d36131482dd>. Фахове видання категорії Б (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

22. Бойко Н. І. Еволюція побудови архітектур інформаційних систем. Перспективи розвитку “хмарної” архітектури. *Вісник Національного університету “Львівська політехніка”. Інформаційні системи та мережі*. 2015. № 832. С. 348–368. (0,9 д.а.). ISSN: 2524-065X. URL: <chrome-extension://efaidnbmninnibpcjpcglclefindmkaj/https://science.lpnu.ua/sites/default/files/journal-paper/2018/jun/12945/24-348-367.pdf>. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).
23. Бойко Н. І. Аналіз парадигми Semi-supervised learning для класифікації мультимодальних даних. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія: Математика і інформатика*. 2021. № 39(2). С. 125–144. (0,86 д.а.). DOI: [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2021.39\(2\).125-144](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2021.39(2).125-144). ISSN 2616-7700. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).
24. Бойко Н. І., Шаховська Н. Б., Михайлишин В. Ю. Розроблення методу класифікації користувачів за рівнем стресостійкості з використанням модифікованої автоасоціативної нейронної мережі. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2021. № 6(303). С. 64–68. (0,18 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2021-303-6-64-68>. ISSN 2307-5732. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).
Особистий внесок автора полягає у розробці методу автоматичної класифікації користувачів за рівнем стресостійкості та становить 0,1 д.а.
25. Boyko N. Research into machine learning algorithms for the construction of mathematical models of multimodal data classification problems. *Computational Problems of Electrical Engineering*. 2021. Vol. 11. No. 2. P. 1–11. (0,45 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.23939/jcpee2021.02.001>. ISSN: 2224-0977. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).
26. Бойко Н. І., Качмарик В. Побудова моделей для прогнозування часових рядів застосовуючи мережі довгострокової пам’яті. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія: Математика і інформатика*. 2022. Т. 40. № 1. С. 131–147. (0,72 д.а.). DOI: [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2022.40\(1\).109-125](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2022.40(1).109-125). ISSN 2616-7700. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).
Особистий внесок автора полягає у розробленні моделей прогнозування часових рядів на основі архітектур LSTM (Long Short-Term Memory), орієнтованих на роботу з нестабільними та нелінійними даними, та становить 0,5 д.а.
27. Boyko N., Muzyka M. Methods of analysis of multimodal data to increase the accuracy of classification. *Applied Aspects of Information Technology*. 2022. Vol. 5. No. 2. P. 147–160. (0,59 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.15276/aa.2022.11>. ISSN 2617-4316. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

Особистий внесок автора полягає у розробленні підходів до інтегрованого аналізу мультимодальних даних (текстових, числових, візуальних, сенсорних) з метою підвищення точності класифікації в складних умовах та становить 0,4 д.а.

28. Бойко Н. І., Блажевський С. Г. Методика визначення структури моделі оптимальної складності. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки.* 2022. № 2(307). С. 7–13. (0,27 д.а.). DOI: <https://www.doi.org/10.31891/2307-5732-2022-307-2-7-13>. ISSN 2307-5732. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

Особистий внесок автора полягає у розробленні методики формування моделей із балансом між складністю та точністю, орієнтованої на задачі машинного навчання та моделювання систем, та становить 0,17 д.а.

29. Boyko N., Petrovskyi O. Methods of classification of machine learning for construction of mathematical models on multimodal DATA. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки.* 2022. № 2(307). С. 25–32. (0,32 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2022-307-2-25-32>. ISSN 2307-5732. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

Особистий внесок автора полягає у систематизації методів машинного навчання, що застосовуються для побудови математичних моделей на основі мультимодальних даних (текстових, числових, зображень, сенсорних сигналів), та становить 0,2 д.а.

30. Бойко Н. І., Газдюк К. П. Порівняння регресійних моделей за наявності викидів у наборі різнотипових даних. *Науковий вісник НЛТУ України.* 2023. Т. 33. № 2. С. 84–91. (0,32 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.36930/40330212>. ISSN 5-7763-2435-1. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

Особистий внесок автора полягає в аналізі впливу викидів (аномальних значень) на точність різних регресійних моделей, побудованих на даних зі змішаними типами ознак (числові, категоріальні, порядкові), та становить 0,2 д.а.

31. Бойко Н., Левицький Б. Алгоритми тренування та оцінки моделей машинного навчання для структурованого набору даних. *Information Technology: Computer Science, Software Engineering and Cyber Security.* 2023. Вип. 3. С. 3–12. (0,4 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.32782/IT/2023-3-1>. ISSN 2786-507X. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

Особистий внесок автора полягає у розробці та апробуванні алгоритмів навчання моделей машинного навчання на структурованих наборах даних із табличною формою представлення та становить 0,25 д.а.

32. Boyko N. I., Kurylo V. Medical data classification algorithm for oncology prediction. *Systems and Technologies.* 2023. Vol. 66(2). P. 21–31. (0,45 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.32782/2521-6643-2023.2-66.3>. ISSN 2521-6643. *Фахове видання категорії Б* (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

Особистий внесок автора полягає у розробці підбору релевантних медичних ознак, включаючи біохімічні показники, історію хвороби, спадковість, демографічні дані та результати скринінгу, та становить 0,2 д.а.

33. Boyko N., Kovalchuk R. Data update algorithms in the Machine Learning System. *Computer Systems and Information Technologies*. 2023. Vol. 1. P. 6–13. (0,32 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.31891/csit-2023-1-1>. ISSN 2710-0766. Фахове видання категорії Б (включене до Index Copernicus, Directory of Open Access Scholarly Resources, Google Scholar, Наукова періодика України).

Особистий внесок автора полягає у розробці алгоритму оновлення навчальної вибірки без втрати продуктивності моделі з використанням механізмів буферизації, відбору важливих зразків і контролю якості та становить 0,2 д.а.

Статті у закордонних наукових виданнях:

34. Boyko N., Slobodian P. Application of machine learning methods for enhancing the quality of medical audio recordings: Comparative analysis of classical and modern approaches. *International Journal of Computer Applications*. 2025. Vol. 186, No. 69. P. 31–43. (0,55 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.5120/ijca2025924502>. ISSN 0975-8887 (включене до Google Scholar).

Особистий внесок автора полягає у формалізації задачі підвищення якості медичних аудіозаписів шляхом застосування методів машинного навчання, виборі та обґрунтуванні критеріїв для порівняння класичних (спектральних фільтрів) та сучасних (нейромережових автоенкодерів) підходів, а також у розробці методики оцінювання результатів за метриками SNR, PESQ та інтерпретованості для клінічного середовища, та становить 0,35 д.а.

Монографії (розділи у колективних монографіях):

35. Boyko N. Machine learning on data lake : Monograph. Beau Bassin. Mauritius : LAP Lambert Academic Publishing, 2018. 178 p. (8,09 д.а.). ISBN 13 978-613-9-83668-0.

36. Boyko N., Mochurad L. I. Modeling of discrete mathematics' problems : Monograph. Beau Bassin, Mauritius : LAP Lambert Academic Publishing, 2019. 195 p. (8,86 д.а.). ISBN 13 978-620-0-08172-8.

Особистий внесок автора полягає у дослідженні та моделюванні прикладних задач дискретної математики з акцентом на алгоритмічну реалізацію і практичне застосування в інформаційних технологіях та становить 7,5 д.а.

37. Mochurad L. I., Boyko N. I. Practical numerical methods: Algorithms and programs : Monograph. Lviv : Publishing House "Bona", 2019. 204 p. (9,27 д.а.). ISBN 978-617-7815-08-1.

Особистий внесок автора полягає у розробленні та описі чисельних методів, алгоритмів і програмних реалізацій для розв'язання прикладних задач у технічних та природничих науках та становить 7,5 д.а.

38. Mochurad L. I., Boyko N. I. Technologies of distributed systems and parallel computation : Monograph. Lviv : Publishing House "Bona", 2020. 261 p. (11,86 д.а.). ISBN 978-617-7815-25-8.

Особистий внесок автора полягає у дослідженні теоретичних засад, архітектурних рішень та практичних аспектів реалізації розподілених систем і технологій паралельних обчислень та становить 8 д.а.

39. Boyko N. Software approach to creating a layout with dynamic interfaces. *Theoretical aspects of modern engineering*: Collective monograph. International Science Group. Boston: Primedia eLaunch, 2020. P. 77–81. (0,23 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.46299/ISG.2020.MONO.TECH.III>. ISBN 979-8-88722-619-4.
40. Boyko N. The use of cloud technologies at the open information systems. *На шляху до індустрії 4.0: Інформаційні технології, моделювання, штучний інтелект, автоматизація*: Колективна монографія. Одеса: Астропринт, 2021. С. 300–317. (0,77 д.а.). ISBN 978-966-927-702-2.
41. Boyko N. Creation of information systems using power algorithms. *Technical research and development*: Collective monograph. International Science Group. Boston: Primedia eLaunch, 2021. P. 80–85. (0,23 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.46299/ISG.2021.MONO.TECH.I>. ISBN 978-1-63732-136-2.
42. Бойко Н. Застосування задачі багаторукого бандита для максимізації пропускної здатності мережі. *Scientific foundations of solving engineering tasks and problems*: Collective monograph. International Science Group. Boston: Primedia eLaunch, 2021. P. 292–300. (0,36 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.46299/ISG.2021.MONO.TECH.II>. ISBN: 978-1-63848-664-0.
43. Бойко Н. І. Порівняльний аналіз моделей прогнозування часових рядів для мультимодальних даних. *Moderní aspekty vědy*: X. Díl mezinárodní kolektivní monografie. Česká republika: Mezinárodní Ekonomický Institut s.r.o., 2021. S. 187–205. (0,81 д.а.). URL: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/http://expertise.odessa.ua/wp-content/uploads/2025/02/%D0%A5%D0%BE%D0%BC%D1%83%D1%82%D0%B5%D0%BD%D0%BA%D0%BE_%D0%9C%D0%BE%D1%82%D0%B8%D0%B3%D1%96%D0%BD_2021.pdf

Публікації, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

44. Бойко Н. І. Технології обробки інформації у динамічних системах. *Сучасні проблеми прикладної математики та інформатики*: зб. наук. праць. Львів: Львів. нац. ун-т ім. І. Франка, 2016. С. 37–40. (0,14 д.а.). URL: <chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgclefindmkaj/http://apamcs.lnu.edu.ua/tmp/APAM-CS-2016.pdf>
45. Boyko N. A look through methods of intellectual data analysis and their applying in informational systems. *IEEE 11th International Scientific and Technical Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*. 2016. P. 183–185. (0,09 а.). DOI: <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2016.7589901>. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7589901> (індексована в наукометричній базі Scopus).
46. Boyko N., Kryvenchuk Yu. Application of cloud services for processing of information flows. *Problems of Infocommunications. Science and Technology: International Scientific-Practical Conference (PIC S&T 2018)*, (Kharkiv, Ukraine, October 9–12). 2018. P. 243–247. (0,18 д.а.). ISBN: CFP18PIA-POD 978-1-5386-6612-8. URL: <https://easychair.org/publications/preprint/vSDr> (індексована в наукометричній базі Scopus).
- Особистий внесок автора полягає у розробленні методичного підходу до застосування хмарних сервісів для обробки інформаційних потоків у розподілених системах та становить 0,08 д.а.*
47. Boyko N., Shakhovska N. Prospects for using cloud data warehouses in information systems. *IEEE 13th International Scientific and Technical Conference on*

Computer Science and Information Technologies (CSIT), (September). 2018. Vol. 2. P. 136–139. (0,18 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2018.8526745>. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050919317478?via%3Dihub> (індексована в наукометричній базі Scopus).

Особистий внесок автора полягає у дослідженні можливостей використання технологій обробки Big Data в розподілених інформаційних системах з урахуванням специфіки хмарних сховищ даних та становить 0,08 д.а.

48. Kunanets N., Vasiuta O., Boiko N. Advanced technologies of Big Data research in distributed information systems. *IEEE 14th International Scientific and Technical Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT)*, (Lviv, Ukraine, September 17–20). 2019. P. 71–76. (0,23 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2019.8929756>. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8929756> (індексована в наукометричній базі Scopus).

Особистий внесок автора полягає у дослідженні та узагальненні сучасних технологій обробки Big Data в умовах розподілених інформаційних систем та становить 0,11 д.а.

49. Shakhovska N., Boyko N., Zasoba Y., Benova E. Big data processing technologies in distributed information systems. *Procedia Computer Science: 10th International conference on emerging ubiquitous systems and pervasive networks (EUSPN-2019)*, 2019. P. 561–566. (0,23 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.047>. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1016/j.procs.2019.11.047> (індексована в наукометричній базі Scopus).

Особистий внесок автора полягає у дослідженні принципів організації розподіленої обробки великих даних (Big Data) та адаптації сучасних технологій до потреб інформаційних систем з високими вимогами до продуктивності та масштабованості та становить 0,18 д.а.

50. Boyko N., Tkachuk N. Processing of medical different types of data using Hadoop and Java MapReduce. *The 3rd International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM 2020)*, (Växjö, Sweden, November 19–21). 2020. P. 405–414. (0,41 д.а.). URL: <chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgglefindmkaj/https://ceur-ws.org/Vol-2753/short15.pdf> (індексована в наукометричній базі Scopus)

Особистий внесок автора полягає у дослідженні та реалізації підходів до обробки різнорідних медичних даних із використанням технологій Hadoop та моделі програмування MapReduce на мові Java та становить 0,35 д.а.

51. Boyko N., Dosiak I. Analysis of machine learning algorithms for classification and prediction of heart disease. *The 4th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM 2021)*, (Valencia, Spain, November 19–21). 2021. P. 233–249. (0,72 д.а.). URL: <chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcgglefindmkaj/https://ceur-ws.org/Vol-3038/paper15.pdf> (індексована в наукометричній базі Scopus)

Особистий внесок автора полягає у проведенні порівняльного аналізу алгоритмів машинного навчання для задач класифікації та прогнозування серцево-судинних захворювань та становить 0,55 д.а.

52. Boyko N., Hrynyshyn A. Using recurrent neural network to noise absorption from audio files. *Proceedings of the 2nd International Workshop on Computational & Information Technologies for Risk-Informed Systems (CITRisk 2021) co-located with XXI International Conference on Information Technologies in Education and Management*

(*ITEM 2021*), (Kherson, Ukraine, September 16–17). 2021. P. 227–240. (0,59 д.а.). URL: <chrome-extension://efaidnbnmnnibpcajpcgclclefindmkaj/https://ceur-ws.org/Vol-3101/Paper15.pdf> (індексована в наукометричній базі Scopus)

Особистий внесок автора полягає у дослідженні можливостей використання рекурентних нейронних мереж (RNN) для приглушення шумів в аудіофайлах у задачах попередньої обробки звукових сигналів та становить 0,4 д.а. Автор провела аналіз джерел і типів шумів, характерних для акустичних даних, зокрема у сфері телекомунікацій та медичної акустики, та обґрунтувала доцільність застосування RNN для моделювання тимчасових залежностей у звукових сигналах.

53. Boyko N., Muzyka M. Analysis of multimodal data for classification problems by using methods of machine learning. *IEEE 8th International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T)*. 2021. P. 525–534. (0,41 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.1109/PICST54195.2021.9772203>. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9772203> (індексована в наукометричній базі Scopus).

Особистий внесок автора полягає у дослідженні методів машинного навчання для аналізу мультимодальних даних у задачах класифікації та становить 0,2 д.а.

54. Boyko N., Mykhailyshyn V. Model of finding associative rules in inhomogeneous data of semantic networks. *Proceedings of The Fifth International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems (CMIS-2022)*, (Zaporizhzhia, Ukraine, May 12). 2022. P. 58–67. (0,41 д.а.). DOI: <https://doi.org/10.32782/cmish/3137-5>. URL: <chrome-extension://efaidnbnmnnibpcajpcgclclefindmkaj/https://ceur-ws.org/Vol-3137/paper11.pdf> (індексована в наукометричній базі Scopus).

Особистий внесок автора полягає у розробленні моделі виявлення асоціативних правил у неоднорідних даних, що представлені у вигляді семантичних мереж, та становить 0,2 д.а.

55. Boyko N., Mykhailyshyn V. Methods of searching for associative rules for inhomogeneous data in semantic networks. *Proceedings of the 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security*, (Khmelnyskyi, Ukraine, March 23–25). 2022. P. 54–71. (0,77 д.а.). URL: <chrome-extension://efaidn-bmnnibpcajpcgclclefindmkaj/https://ceur-ws.org/Vol-3156/paper1.pdf> (індексована в наукометричній базі Scopus).

Особистий внесок автора полягає у дослідженні та вдосконаленні методів пошуку асоціативних правил у неоднорідних даних, що представлені у формі семантичних мереж, та становить 0,6 д.а.

Публікації, які додатково відображають наукові результати дисертації:

56. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір: Комп'ютерна програма «Твій персональний помічник» / Бойко Н. І., Гетьман С. Л. 2022. № 112320. URL: <https://sis.ukrpatent.org/uk/search/detail/1695539/>

57. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір: Комп'ютерна програма «Image Translate» / Бойко Н. І., Куба М. О. 2022. № 112319. URL: <https://sis.ukrpatent.org/uk/search/detail/1695540/>

58. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір: Комп'ютерна програма «Інтелектуальна система виявлення стресу на основі машинного навчання в режимі реального часу» / Бойко Н. І., Яцків М. В. 2022. № 111792. URL: <https://sis.ukrpatent.org/uk/search/detail/1695561/>

59. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір: Комп'ютерна програма «Система прийняття рішень для навігації в середовищах з неповною інформацією» / Бойко Н. І. 2023. № 117954. URL: <https://sis.ukrpatent.org/uk/search/detail/1708480/>
60. Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір: Комп'ютерна програма «Алгоритм оптимізації гіперпараметрів при тренуванні моделей машинного навчання для покращення продуктивності їх застосування на невідомих даних» / Бойко Н. І. 2024. № 126272. URL: <https://sis.nipo.gov.ua/uk/search/detail/1810806/>

АНОТАЦІЯ

Бойко Н. І. Методологія багатовимірного аналізу мультимодальних даних. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.06 – інформаційні технології. – Черкаський державний технологічний університет Міністерства освіти і науки України, Черкаси, 2025.

Дисертаційна робота присвячена вирішенню актуальної науково-прикладної проблеми – створенню методології багатовимірного аналізу мультимодальних даних для побудови інформаційної технології автоматизованої обробки різнорідної інформації. Актуальність зумовлена стрімким зростанням обсягів та різнотиповості даних у критичних сферах, де інформаційні системи працюють із сигналами, зображеннями, текстами тощо. Основна складність – інтеграція, аналіз і інтерпретація даних із різною структурою та якістю.

Наукова новизна дослідження полягає у розробленні методології для побудови інформаційної технології, яка поєднує методи багатовимірного аналізу, синхронізації та адаптивної обробки мультимодальних даних. Вперше запропоновано концепцію формування узгодженого багатовимірного ознакового простору, що дозволяє виокремлювати інформативні ознаки для кожної модальності, виконувати їх узгодження та об'єднання у спільну модель об'єкта. Запропоновано метод побудови ієрархічної моделі класифікації, яка інтегрує моделі окремих модальностей у функціональну систему підтримки прийняття рішень, а також сформульовано принципи багатовимірного аналізу, що враховують вимоги до точності, стійкості та адаптивності інформаційних систем.

У межах розробленої методології запропоновано метод інтеграції даних, що передбачає поетапне та адаптивне об'єднання інформації з різних модальностей у єдиний вектор ознак. Подальше формування узагальненого масиву вхідних даних забезпечує перетворення окремих спостережень у цілісний набір для побудови моделі-класифікатора. Експерименти показали високу ефективність цього підходу: точність 96 %, macro avg і weighted avg F1 = 0,962. Це свідчить про збалансовану класифікацію навіть у складних багатокласових задачах, що робить метод перспективним для підвищення точності діагностики.

Окремо розроблено метод побудови мультимодальної моделі, що передбачає створення окремих моделей для кожної модальності з подальшою інтеграцією результатів їх моделювання в єдину ієрархічну структуру. Такий підхід забезпечив 71,5 % точності, з відносно високими показниками для класів Healthy ($F1 = 0,73$) та Other ($F1 = 0,76$), але низькими для Ischemic ($F1 = 0,31$). Це вказує на потребу подальшої оптимізації ознакового простору.

Для об'єктивної перевірки розроблено метод оцінювання ефективності аналізу мультимодальних даних за точністю, повнотою, F1-метрикою, часом обробки та стабільністю моделей. Результати показали перевагу інтеграції на рівні ознак (feature-level fusion) – точність 96%, $F1 = 0,962$ – над інтеграцією на рівні моделей (71,5 %, $F1$ для Ischemic = 0,31). Високі показники зумовлені формуванням узгодженого ознакового простору, що зменшує втрати інформації. Використання Apache Spark забезпечило прискорення обробки у 1,35–1,6 рази порівняно з Hadoop та скорочення часу більш ніж на 100 секунд.

Достовірність наукових і практичних результатів підтверджується матеріалами впровадження дисертаційних досліджень, а також порівнянням отриманих показників із результатами, досягнутими при застосуванні традиційних методів і підходів для класифікації станів пацієнтів.

Ключові слова: інформація, методологія, інформаційна технологія, мультимодальні дані, багатовимірний простір, інформаційна система, прогнозування, моделювання, класифікація, модель, метод, підхід, аналіз даних, дослідження, обробка інформації.

ANNOTATION

Boyko N. I. Methodology for multidimensional analysis of multimodal data. – Qualification research manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Technical Sciences for specialty 05.13.06 – information technology. – Cherkasy State Technological University of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Cherkasy, 2025.

The dissertation is devoted to solving the relevant scientific and applied problem of developing a methodology for multidimensional analysis of multimodal data aimed at creating an information technology for automated processing of structurally heterogeneous information. The rapid development of digital technologies has led to a significant increase in the volume and diversity of data, especially in critical domains where information systems operate with heterogeneous sources: sensor signals, images, time series, structured and unstructured texts, etc. Such data differ in accuracy, structure, temporal synchronization, may contain noise or be incomplete, which creates significant challenges for their integration, analysis, and interpretation.

The scientific novelty of the research lies in the development of a methodology for building an information technology that integrates methods of multidimensional analysis, synchronization, and adaptive processing of multimodal data. For the first time, the concept of forming a consistent multidimensional feature space is proposed, which allows extracting informative features for each

modality, aligning and combining them into a unified model of the object. A method for building a hierarchical classification model has been developed, which integrates models of individual modalities into a functional decision support system, and principles of multidimensional analysis have been formulated that account for the requirements of accuracy, robustness, and adaptability of information systems.

Within this methodology, a method of modality data integration has been developed, based on stepwise, consistent, and adaptive merging of information from different modalities into a unified feature vector, followed by combining such vectors to form a generalized input dataset. This enables the transformation of separate patient observation points into a holistic dataset and allows building a classifier model on its basis. Experimental results demonstrated that the overall classification accuracy of the model reached 96%, while macro and weighted average F1-scores were 0,962, confirming balanced classification quality across all classes. These results highlight the model's ability to effectively operate even in multiclass tasks with clinically similar states, making it a promising tool for improving diagnostic accuracy.

Additionally, a method for constructing a multimodal model was developed, which involves creating separate models for each modality and subsequently integrating their outputs into a single hierarchical structure. This approach improves the number of correctly classified patient states compared to standalone models. Experimental evaluation showed that this model achieved an overall accuracy of 71,5%, with the highest F1-scores for the classes Healthy (0,73) and Other (0,76). However, low metrics for the class Ischemic ($F1 = 0,31$) indicate the need for further refinement of the feature space and optimization of integration approaches.

The research also extends the method of selecting informative features adapted to heterogeneous data sources. The method combines correlation analysis, frequency-based filtering, and expert evaluation, which enabled the formation of a feature space with low inter-modality correlation and high classification significance of features (such as `Alpha_power`, `GM_WM_contrast`, `Spectral_entropy`). This reduced redundancy, increased robustness to noise, and achieved an accuracy of 85% on the test dataset.

To ensure objective evaluation of the proposed solutions, a method for assessing the efficiency of multimodal data analysis was developed. It is based on comparing experimental results across accuracy, recall, F1-score, processing time, and model stability. The application of this method confirmed the significant advantage of feature-level fusion over model-level fusion in multiclass clinical state classification tasks. The feature-level fusion model achieved 96% accuracy and macro/weighted average $F1 = 0,962$, whereas the model-level fusion approach yielded only 71,5% accuracy and substantially lower F1 for the Ischemic class (0,31). The superior results are explained by the creation of a consistent feature space at the preprocessing stage, which minimizes information loss. For scalable analysis, Apache Spark was used, providing a 1,35–1,6 speedup compared to Hadoop, with average time savings of more than 100 seconds per task.

Thus, this dissertation eliminates the limitations of current approaches to multimodal medical data analysis, creating a scientifically grounded and practically implemented platform for accurate, adaptive, and scalable analysis and classification of patient states.

Keywords: information, methodology, information technology, multimodal data, multidimensional space, information system, prediction, modelling, classification, model, method, approach, data analysis, research, information processing.