

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-80-42>

УДК 330.47:004

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ У СИСТЕМІ ОХОРОНИ ЗДОРОВ'Я

INTELLIGENT INFORMATION TECHNOLOGIES FOR MODELING PROCESSES IN THE HEALTHCARE SYSTEM

Івченко Ірина Юріївнакандидат економічних наук, доцент,
Національний університет «Одеська політехніка»
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1977-0342>**Грібенюк Дмитро Миколайович**інженер з даних, FIAI, Одеса, Україна
ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-3571-6716>**Ivchenko Iryna**

Odesa Polytechnic National University

Hribenyuk Dmytro

Data Engineer, FIAI, Odesa, Ukraine

У статті розглянуто теоретичні та практичні аспекти застосування інтелектуальних інформаційних технологій у системі охорони здоров'я України. Акцент зроблено на інтеграції методів машинного навчання, глибоких нейронних мереж та технологій Explainable Artificial Intelligence (XAI) для підвищення ефективності клінічних і управлінських рішень. Проведено порівняльний аналіз поширених моделей Data Mining за критеріями точності, прозорості та застосовності у медичних задачах. Показано, що поєднання методів Data Mining і XAI створює передумови для формування нових типів інтелектуальних систем підтримки медичних рішень, орієнтованих на прозорість, адаптивність і довіру користувачів. Розроблено концептуальні підходи до побудови інтелектуальної інформаційної системи, що враховують вимоги клінічної валідації, етичні стандарти та специфіку обробки мультимодальних медичних даних. Результати дослідження мають практичну значущість для розвитку системи охорони здоров'я, підвищення якості медичних послуг та обґрунтованого прийняття управлінських рішень щодо оптимізації клінічних, управлінських і економічних процесів у медичних закладах.

Ключові слова: інтелектуальні інформаційні технології, штучний інтелект, інтелектуальний аналіз даних, математичне моделювання, оптимізація економічних процесів, прогнозування ризиків, системи підтримки прийняття рішень, система охорони здоров'я.

The article examines the application of artificial intelligence (AI) technologies and data mining approaches in the healthcare sector. The study focuses on the integration of data mining methods, machine learning, and deep learning for identifying patterns within large volumes of medical information. A comparative analysis of the most widely used Data Mining models in medicine – including classification, prediction, clustering, and hybrid architectures – is conducted. Their advantages and limitations are assessed in terms of predictive accuracy, adaptability to changing conditions, and interpretability of results. The article analyzes algorithms that have demonstrated high effectiveness in tasks such as diagnostics, pathology detection, medical image processing, and disease risk prediction. It is shown that AI methods and models are applied not only in medical diagnostics but also in supporting managerial decision-making for efficient hospital resource management, optimization of administrative and economic processes, and risk assessment. The key challenges related to data quality, system integration, and the lack of standardized model evaluation criteria are identified. The study concludes that a multimodal approach enhances prediction accuracy, model generalizability, and decision explainability, which is essential both for clinicians and patients and for improving economic and managerial processes in healthcare institutions. The research substantiates the need to develop adaptive and explainable models based on Explainable AI (XAI) to ensure greater transparency, trust, and interpretability of predictions. Based on an analysis of modern scientific approaches, a conceptual model of an intelligent decision support system is proposed, incorporating sequential stages of data collection, cleaning,

preprocessing, integration, and analytical processing of medical data. The proposed model is oriented toward improving the accuracy of diagnostic decisions, optimizing resource allocation in healthcare facilities, and ensuring the explainability of outcomes. The results demonstrate that integrating AI technologies into the healthcare system reduces diagnostic errors, advances personalized medicine, and supports the formation of predictive treatment strategies using real-time data analysis. The proposed approach can serve as a foundation for developing effective digital healthcare solutions and national AI-driven clinical decision support systems.

Keywords: intelligent information technologies, artificial intelligence, mathematical modeling, optimization of economic processes, risk forecasting, decision support systems, healthcare system.

Постановка проблеми. Система охорони здоров'я України вступила у активну фазу цифрової трансформації, що визначається швидким розвитком технологій штучного інтелекту (ШІ), великих даних (BigData) та інтелектуальних інформаційних технологій (IIT). Використання моделей машинного навчання, глибоких нейронних мереж і систем підтримки прийняття рішень (DSS) дає змогу автоматизувати різноманітні процеси в системі охорони здоров'я – від діагностики та автоматизованого аналізу медичних зображень до оптимізації розробки нових ліків і ухвалення економічних та управлінських рішень. У сучасній медицині роль штучного інтелекту (ШІ) стрімко зростає. Його використовують не лише для діагностики, а й для підтримки управлінських рішень – оптимізації ресурсів, оцінки ризиків, планування лікування та економічних процесів. Зростає і значення Explainable AI (XAI), що забезпечує прозорість моделей та підвищує довіру до результатів. Незважаючи на значні досягнення, впровадження ІІ в медичну сферу пов'язане із низкою викликів. Насамперед, це збільшення обсягу та різноманітності медичних даних, що надходять з EHR, медичних зображень, лабораторних тестів та сенсорів та потребують інтеграції у мультимодальні моделі.

Ще однією проблемою є необхідність підвищення точності клінічних рішень, оскільки прогностичні моделі безпосередньо впливають на безпеку пацієнтів: компроміси в оцінці ризиків, передбачених подоланням хвороби або вибором терапії, можуть призвести до неправильного лікування та погіршення здоров'я. Подібні переваги точності спостерігаються в управлінні медичною економікою та управлінням ресурсами, де прогностичні рішення можуть призвести до фінансових втрат, неефективного розподілу бюджетів, дефіциту критично важливих матеріалів чи перевантаження медичного персоналу. Третій важливий аспект – вимога пояснюваності, оскільки критичність медичних рішень вимагає XAI для валідації та довіри.

Також існують системні бар'єри: складність інтеграції ШІ у застарілі IT-системи, обмежений доступ до даних через правові та етичні норми, а також відсутність стандартизованих методів оцінки моделей. Медичні дані часто фрагментовані, неоднорідні, містять пропуски та помилки, формати та термінологія залишаються неуніфікованими [1; 2].

Подолання цих бар'єрів є ключовим для створення інтелектуальних інформаційних систем охорони здоров'я, здатних забезпечувати високу точність, інтерпретованість рішень на основі ШІ як у клінічній, так і в управлінській практиці.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Значущість наукових досліджень, спрямованих на створення інтелектуальних інформаційних систем для української медицини, суттєво зростає в контексті цифрової трансформації. Ключовий фокус цих систем – поєднання надійності (висока точність і стійкість до змін) та прозорості (інтерпретованість результатів) прогнозування в системі охорони здоров'я. Для розв'язання цих проблем особливу увагу дослідники приділяють роботі з даними. Зокрема, у роботі Соколовської З.О. та співавторів (2024) зазначено, що складність полягає не лише у зборі даних, але й у забезпеченні їх однорідності, стандартизації та узгодженості [3].

Згідно з останніми дослідженнями, зокрема проведеними Kronen F., Marikkar U., et al. (2024) у моделюванні процесів у системі охорони здоров'я важливо враховувати взаємопов'язані вимоги: точність, узагальнюваність та інтерпретованість/пояснюваність моделей. [4] Огляд наукової літератури, виконаний цими авторами, демонструє, що ефективним рішенням є мультимодальний підхід, який дозволяє поєднувати різноманітні типи медичних даних – від табличних і часових рядів до медичних зображень та спеціалізованих біомедичних даних. Така інтеграція покращує продуктивність моделей, підвищує точність прогнозів і робить їх більш корисними як у клінічних задачах, так і в управлінні медичними закладами.

Попри досягнутий прогрес, впровадження інтелектуальних інформаційних технологій в охорону здоров'я все ще має значні перешкоди. Зокрема, у дослідженні Ennab M. та Mcheick H. (2024) підкреслено проблеми недостатньої якості даних, етичних аспектів обробки персональної інформації, складності інтеграції з наявними IT інфраструктурами та відсутності стандартизованих підходів до оцінки ефективності моделей ШІ. [5] Подолання таких бар'єрів потребує міждисциплінарної взаємодії між фахівцями у галузях медицини та штучного інтелекту для створення систем, здатних поєднувати високоточні прогностичні моделі, адаптивні механізми навчання та інтерпретованість рішень.

Мета статті полягає у аналізі теоретичних та практичних аспектів застосування ІІТ у медицині, виявленні ключових проблем моделювання процесів у системі охорони здоров'я із використанням ШІ та обґрунтуванні ролі моделей Data Mining та методів Explainable AI (XAI) у клінічній практиці.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі основні завдання: систематизувати найпоширеніші моделі штучного інтелекту, що використовуються у сфері охорони здоров'я за критеріями точності, узагальнюваності та пояснюваності; розробити концептуальні підходи до побудови інтелектуальної інформаційної системи підтримки медичних рішень, що поєднує методи Data Mining та XAI для забезпечення прозорості, адаптивності та довіри у системі охорони здоров'я.

Виклад основного матеріалу дослідження. Інтеграція технологій інтелектуального аналізу даних (Data Mining), машинного навчання (ML) та глибоких нейронних мереж (DL) у процеси охорони здоров'я спрямована на обробку великих масивів медичної інформації, пошук прихованих патернів та виявлення закономірностей у медичних даних. Це дозволяє формувати прогностичні моделі як для різних клінічних так і для управлінських сценаріїв, оцінювати ризики та ефективність прийнятих рішень, а також підвищувати точність та узагальнюваність прогнозів.

Моделі штучного інтелекту (ШІ) будуються на математичних, статистичних та обчислювальних підходах. Вони здатні виявляти закономірності в великих обсягах інформації та застосовувати отримані знання для автоматизованого вирішення практичних завдань у різних сферах, включаючи охорону здоров'я. Згідно з дослідженнями, проведеними

Pahudde Mortanges A., Luo H., Shu S. Z. та співавторами (2019) в [6], моделі ШІ демонструють високу точність у прогнозуванні клінічних подій.

Розглянемо більш докладно ці моделі. Логістична регресія – це базова статистична модель для бінарної класифікації, яка оцінює ймовірність виникнення події (наприклад, захворювання) на основі набору предикторів. Вона широко використовується в медицині завдяки своїй простоті, прозорості та здатності пояснювати вплив кожної змінної. Як зазначають Iannascone M., Beccaria C.G., Allweiss L., et al. (2025), логістичну регресію доцільно застосовувати як інтерпретовану модель на ранніх етапах аналізу або як базову лінію для порівняння з більш складними методами [7]. Однак вона має обмеження щодо моделювання нелінійних зв'язків та складних взаємодій між ознаками.

Метод опорних векторів (SVM), теоретичні основи якого докладно описані Schober P. та Vetter T.R. (2021) в [8], шукає гіперплощину, що оптимально розділяє дані різних класів. У медицині SVM ефективно застосовується для класифікації геномних даних, обробки медичних зображень і задач, де розмір вибірки обмежений, а розмірність ознак висока. Noble W.S. (2006) підкреслив здатність SVM демонструвати високу точність на середніх за обсягом вибірках та стійкість до переобучення. [9] Разом із тим, обмежена інтерпретованість цього методу та складність налаштування гіперпараметрів є вагомими недоліками, що знижують його застосовність у чутливих клінічних сценаріях.

Breiman L. (2001) описав використання ансамблевих моделей, зокрема Random Forest, та градієнтного бустинга у медичному прогнозуванні відіграють. [10] Він підкреслив, що ці моделі комбінують велику кількість рішень окремих дерев і формують узагальнений прогноз, що забезпечує стійкість до шумів і високу продуктивність. У клінічних дослідженнях XG Boost неодноразово демонстрував перевагу над класичними статистичними моделями, особливо у випадках використання сучасних методів пояснюваності (SHAP, LIME).

У медичній візуалізації значного поширення набули згорткові нейронні мережі (CNN). Так Litjens G., Kooi T., Bejnordi B. E., et al. (2017) продемонстрували в [11] ключові переваги CNN у класифікації та сегментації медичних зображень. Водночас автори наголошують на проблемі низької пояснюваності та потребі у

великих анотованих наборах даних, що залишається суттєвим бар'єром для широкого клінічного впровадження.

Для задач, у яких ключове значення має аналіз часових рядів та послідовностей (наприклад, моніторинг життєвих показників або прогнозування економічних параметрів медичних установ), застосовуються рекурентні нейронні мережі (RNN) та LSTM-архітектури. Науковцями Mienye I.D., Swart T. G., Obaido G., et al. (2025) у роботі [12] наголошено на ефективності цих моделей у виявленні динамічних патернів у мультимісних медичних даних, хоча їхня інтерпретованість залишається нижчою порівняно зі статистичними підходами та деревними моделями.

Для систематизації розглянутих моделей у таблиці 1 наведено порівняння переваг і недоліків найбільш поширених моделей ШІ, що використовуються у сфері охорони здоров'я.

З проведеного аналізу випливає, що сучасні медичні системи активно використовують штучний інтелект для підтримки клінічних рішень, автоматизованого аналізу зображень, прогнозування ризиків ускладнень, персоналізації лікування а також для завдань управління ресурсами лікарень.

Проте більшість сучасних глибоких моделей – це «чорні скриньки», оскільки їхнє рішення складно повністю пояснити люди-

ною. Ці проблеми ускладнюють інтеграцію ШІ у клінічну практику та управління охороною здоров'я, де на перший план виходять етичні, правові та організаційні аспекти. Враховуючи вищезазначені виклики, критично важливим напрямом у медичному ШІ є використання Explainable AI (XAI). На відміну від «чорних скриньок», XAI дозволяє лікарям, адміністраторам та економістам розуміти логіку прийняття рішень. XAI – це набір підходів, методів і технологій, які роблять роботу моделей штучного інтелекту пояснюваною та прозорою.

Поєднання моделей і методів Data Mining із Explainable AI (XAI) дозволяє створювати інтелектуальні системи та системи підтримки прийняття рішень в системі охорони здоров'я, які є прозорими та ефективними.

Розробка концептуальної моделі інтелектуальної інформаційної системи підтримки медичних рішень передбачає багатоетапну обробку даних та інтеграцію сучасних методів штучного інтелекту, Data Mining і Explainable AI (XAI).

Ключові етапи процесу інтелектуального аналізу даних наведені на рисунку 1. Схема ілюструє повний процес обробки даних – від їх збору до оцінки ефективності моделей, що дозволяє отримувати більш точні прогнози для завдань у системі охорони здоров'я.

Таблиця 1

Порівняння популярних моделей ШІ у сфері охорони здоров'я

Модель	Тип даних	Переваги	Недоліки
Логістична регресія	Табличні дані (EHR, лабораторні)	Проста у реалізації, висока інтерпретованість	Неадекватна для нелінійних залежностей, обмежена складність
Метод опорних векторів (SVM)	Геномні дані, зображення, табличні	Висока точність на помірних наборах даних, добре працює з високими ознаками	Складність вибору ядра та гіперпараметрів, погана інтерпретованість
Random Forest	Табличні дані, категоріальні змінні	Сталість до шуму, оцінка важливості ознак, гарна продуктивність	Меньша інтерпретованість ніж прості моделі
Light GBM	Табличні дані, великі набори	Висока прогнозна точність, добре справляється з великою кількістю ознак	Важкість налаштування, інтерпретованість нижча, великі ресурси потрібні
CNN	Медичні зображення (КТ, МРТ, рентген)	Автоматичне витягування ознак, висока точність у візуальних задачах	Великі потреби в даних, «чорна скринька», узагальнюваність викликає сумніви
LSTM / Transformers	Часові ряди, текст	Моделюють довгі залежності, працюють з послідовностями даних	Потребують великих наборів даних, складність інтерпретації

Джерело: сформовано авторами



Рис. 1. Етапи процесу інтелектуального аналізу даних у медичних системах

Джерело: сформовано автором [3]

Серед ключових компонентів концептуальної моделі виділяють:

– модуль збору та обробки даних, що забезпечує об'єднання різноманітних джерел інформації, стандартизацію та кодування даних, очищення від помилок і пропусків, а також уніфікацію медичної термінології;

– модуль навчання моделей, він реалізує алгоритми машинного та глибокого навчання для підтримки управлінських з акцентом на узгодженість і моделей на різних вибірках даних.

– модуль (XAI) для забезпечення прозорості рішень, дозволяючи адміністративному персоналу та керівникам розуміти логіку прогнозів, визначати ключові фактори впливу та оцінювати достовірність результатів.

– модуль підтримки прийняття рішень (DSS), який інтегрує аналітичні висновки для управлінських сценаріїв, сприяє оптимізації завдань, плануванню процедур та підвищенню ефективності внутрішніх процесів лікарень.

Часто практичні системи комбінують моделі: прості інтерпретовані модулі для перших етапів відсіювання й більш складні модулі (DL) для тонкої діагностики, разом із XAI-шаром для пояснення рішень.

Висновки. У ході дослідження проаналізовано сучасні підходи та моделі штучного інтелекту, що застосовуються в системах охорони здоров'я для прогнозування, класифікації та

підтримки клінічних рішень. Встановлено, що ефективність використання ШІ у системі охорони здоров'я значною мірою залежить від коректного вибору моделі відповідно до типу даних, обсягу вибірки, складності задачі та вимог до інтерпретованості результатів. На основі аналізу обґрунтовано доцільність поєднання методів Data Mining та Explainable AI (XAI) в рамках інтелектуальних систем підтримки медичних рішень. Використання XAI дозволяє розкрити логіку моделей, підвищити прозорість та інтерпретованість результатів, а також забезпечити етику та безпеку використання рішень на основі ШІ в клінічній та управлінській діяльності.

Запропонована концептуальна модель створює основу для побудови ефективної, адаптивної та прозорої інтелектуальної інформаційної системи підтримки прийняття рішень у медицині, здатної інтегрувати різноманітні дані та забезпечувати практичну цінність для різноманітних завдань у сфері охорони здоров'я (як для клінічних, так і для економічних та управлінських завдань).

Наукова новизна дослідження полягає у комплексному аналізі ролі ІІТ у цифровій трансформації системи охорони здоров'я. Практична значущість полягає у можливості використання розроблених моделей і методів ШІ у системах підтримки прийняття медичних рішень, медичній аналітиці та управлінні ресурсами медичних закладів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Ali O., Shrestha A., Soar J., & Wamba S. F. Cloud Computing-Enabled Healthcare Opportunities, Issues, and Applications: A Systematic Review. *International Journal of Information Management*. 2018. Vol. 43. P. 146-158. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.07.009> (accessed 08.11.2025)
2. An D Lim M, Lee S. Challenges for Data Quality in the Clinical Data Life Cycle: Systematic Review. *J Med Internet Res*. 2025. Vol. 27: e60709. DOI: 10.2196/60709 (accessed 08.11.2025)
3. Sokolovska Z., Ivchenko I., & Ivchenko O. Design of an intelligent data analysis platform for pharmaceutical forecasts. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. Vol. 5(9 131). P. 14-27. DOI: 10.15587/1729-4061.2024.313490 (accessed 08.11.2025)
4. Felix Krones, Umar Marikkar, Guy Parsons, Adam Szmul, Adam Mahdi. Review of multimodal machine learning approaches in healthcare. *Information Fusion*. 2025. 114:102690. DOI: 10.1016/j.inffus.2024.102690. (accessed 08.11.2025)
5. Ennab Mohammad & Mcheick Hamid. Enhancing interpretability and accuracy of AI models in health care: a comprehensive review on challenges and future directions. *Frontiers in Robotics and AI*. 2024. 11:1444763. DOI:10.3389/frobt.2024.1444763 (accessed 08.11.2025)
6. Pahudde Mortanges A., Luo H., Shu S.Z. et al. Orchestrating explainable artificial intelligence for multimodal and longitudinal data in medical imaging. *npj Digit. Med*. 2024. Vol. 7. P. 195. DOI:10.1038/s41746-024-01190-w (accessed 08.11.2025)
7. Iannacone M., Beccaria CG., Allweiss L., Lucifora J., Tavis JE., Gehring AJ., Dandri M. Targeting HBV with RNA interference: Paths to cure. *Sci Transl Med*. 2025. 17(805):eadv3678. DOI: 10.1126/scitranslmed.adv3678. (accessed 08.11.2025)
8. Schober P., Vetter TR. Logistic Regression in Medical Research. *Anesthesia & Analgesia*. 2021. Vol. 132(2). P. 365-366. DOI: 10.1213/ANE.0000000000005247 (accessed 08.11.2025)
9. Noble WS. What is a support vector machine? *Nature Biotechnology*. 2006. Vol. 24(12): 1565-7. DOI:10.1038/nbt1206-1565 (accessed 08.11.2025)
10. Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45. P. 5-32. DOI:10.1023/A:1010933404324 (accessed 08.11.2025)
11. Litjens G., Kooi T., Bejnordi BE., Setio A., Ciompi F., Ghafoorian M., Van der Laak JAWM, van Ginneken B., Sánchez CI. A survey on deep learning. *Medical image analysis*. 2017. Vol. 42(13) P. 60-88. DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005 (accessed 08.11.2025)
12. Mienye Ibomoiye Domor, Theo G. Swart, George Obaido, Matt Jordan, and Philip Ilono. Deep Convolutional Neural Networks in Medical Image Analysis: A Review. *Information*. 2025. Vol. 16 (3). P. 195. DOI: 10.3390/info16030195 (accessed 08.11.2025)

REFERENCES:

1. Ali O., Shrestha A., Soar J., & Wamba S. F. Cloud Computing-Enabled Healthcare Opportunities, Issues, and Applications: A Systematic Review. *International Journal of Information Management*. 2018. Vol. 43. P. 146-158. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.07.009> (accessed 08.11.2025)
2. An D Lim M, Lee S. Challenges for Data Quality in the Clinical Data Life Cycle: Systematic Review. *J Med Internet Res*. 2025. Vol. 27: e60709. DOI: 10.2196/60709 (accessed 08.11.2025)
3. Sokolovska Z., Ivchenko I., & Ivchenko O. Design of an intelligent data analysis platform for pharmaceutical forecasts. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2024. Vol. 5(9(131), P. 14-27. DOI: 10.15587/1729-4061.2024.313490 (accessed 08.11.2025)
4. Felix Krones, Umar Marikkar, Guy Parsons, Adam Szmul, Adam Mahdi. Review of multimodal machine learning approaches in healthcare. *Information Fusion*. 2025. 114:102690. DOI: 10.1016/j.inffus.2024.102690. (accessed 08.11.2025)
5. Ennab Mohammad & Mcheick Hamid. Enhancing interpretability and accuracy of AI models in health care: a comprehensive review on challenges and future directions. *Frontiers in Robotics and AI*. 2024. 11:1444763. DOI:10.3389/frobt.2024.1444763 (accessed 08.11.2025)
6. Pahudde Mortanges A., Luo H., Shu S.Z. et al. Orchestrating explainable artificial intelligence for multimodal and longitudinal data in medical imaging. *npj Digit. Med*. 2024. Vol. 7. P. 195. DOI:10.1038/s41746-024-01190-w (accessed 08.11.2025)
7. Iannacone M., Beccaria CG., Allweiss L., Lucifora J., Tavis JE., Gehring AJ., Dandri M. Targeting HBV with RNA interference: Paths to cure. *Sci Transl Med*. 2025. 17(805):eadv3678. DOI: 10.1126/scitranslmed.adv3678 (accessed 08.11.2025)

8. Schober P., Vetter TR. Logistic Regression in Medical Research. *Anesthesia & Analgesia*. 2021. Vol. 132(2). P. 365-366. DOI: 10.1213/ANE.0000000000005247 (accessed 08.11.2025)
9. Noble WS. What is a support vector machine? *Nature Biotechnology*. 2006. Vol. 24(12): 1565-7. DOI:10.1038/nbt1206-1565 (accessed 08.11.2025)
10. Breiman, L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45. P. 5-32. DOI:10.1023/A:1010933404324 (accessed 08.11.2025)
11. Litjens G., Kooi T., Bejnordi BE., Setio A., Ciompi F., Ghafoorian M., Van der Laak JAWM, van Ginneken B., Sánchez CI. A survey on deep learning. *Medical image analysis*. 2017. Vol. 42(13). P. 60-88. DOI: 10.1016/j.media.2017.07.005 (accessed 08.11.2025)
12. Mienye Ibomoiye Domor, Theo G. Swart, George Obaido, Matt Jordan, and Philip Ilono. Deep Convolutional Neural Networks in Medical Image Analysis: A Review. *Information*. 2025. Vol. 16 (3). P. 195. DOI: 10.3390/info16030195 (accessed 08.11.2025)