

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ КЛАСИЧНИХ ТА БАЙЄСІВСЬКИХ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ СЕРЦЕВО-СУДИННИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

¹Вінницький національний технічний університет

Анотація

У роботі проведено порівняльний аналіз класичної багатошарової нейронної мережі (MLP) та байєсівської нейронної мережі (BNN) у задачі класифікації серцево-судинних захворювань. Для експериментів використано клінічний набір даних UCI Heart Disease. Встановлено, що при співмірній загальній точності на стандартній вибірці, байєсівська модель демонструє значно вищу надійність при обробці нетипових та зашумлених даних завдяки здатності кількісно оцінювати епістемічну невизначеність. Запропоновано використовувати BNN як основу для медичних систем підтримки прийняття рішень.

Ключові слова: машинне навчання, серцево-судинні захворювання, багатошаровий перцептрон, байєсівські нейронні мережі, оцінка невизначеності, системи підтримки прийняття рішень.

Abstract

A comparative analysis of a classical Multilayer Perceptron (MLP) and a Bayesian Neural Network (BNN) for the classification of cardiovascular diseases is conducted in this paper. The UCI Heart Disease clinical dataset was used for the experiments. It is established that while achieving comparable overall accuracy on the standard dataset, the Bayesian model demonstrates significantly higher reliability when processing atypical and noisy data due to its ability to quantify epistemic uncertainty. It is proposed to use BNNs as the foundation for medical decision support systems.

Keywords: machine learning, cardiovascular diseases, multilayer perceptron, Bayesian neural networks, uncertainty estimation, decision support systems.

Вступ

Серцево-судинні захворювання (ССЗ) залишаються однією з головних причин смертності у світі, що зумовлює високу актуальність розробки автоматизованих систем для їх ранньої діагностики. Впровадження систем підтримки прийняття медичних рішень (СППМР) на базі методів машинного навчання (ML) та штучного інтелекту дозволяє суттєво підвищити швидкість і точність виявлення патологій.

Більшість сучасних рішень у цій сфері спираються на класичні архітектури нейронних мереж, такі як багатошаровий перцептрон (Multilayer Perceptron, MLP). Проте класичні нейромережі мають критичний недолік у контексті медичних застосувань: вони схильні до так званої "надмірної впевненості" (overconfidence). Навіть у випадках, коли вхідні дані пацієнта є аномальними, зашумленими або містять артефакти, класична модель часто видає прогноз із ймовірністю, близькою до 100%. У реальній клінічній практиці це може призвести до хибних діагнозів і помилкових лікарських рішень що вимагає впровадження додаткових методів пошуку аномалій у медичних даних [1,2].

З точки зору системного аналізу, управління ризиками в медичних СППМР вимагає переходу від точкових оцінок до ймовірнісного моделювання. Ефективним інструментом для цього є байєсівські нейронні мережі (Bayesian Neural Networks, BNN). На відміну від класичних мереж, ваги в BNN представлені не фіксованими скалярними значеннями, а розподілами ймовірностей. Це дозволяє моделі не лише прогнозувати результат, але й оцінювати рівень власної невизначеності.

Метою даної роботи є проведення порівняльного аналізу класичної та байєсівської нейромереж для прогнозування серцево-судинних захворювань з акцентом на їх поведінку в умовах зашумлених медичних даних.

Результати дослідження

Для проведення експериментального дослідження було обрано відкритий клінічний набір даних «Heart Disease Dataset» (репозиторій UCI Machine Learning Repository). Набір даних містить 303 записи

пацієнтів, кожен з яких описується 13 клінічними ознаками (вік, стать, тип болю в грудях, артеріальний тиск у стані спокою, рівень холестерину, рівень цукру в крові, результати електрокардіографії, максимальна частота серцевих скорочень тощо) та однією цільовою бінарною змінною (наявність або відсутність захворювання серця).

Попередня обробка даних включала:

- Видалення пропущених значень та дублікатів.
- Стандартизацію числових ознак (Z-score normalization) для приведення їх до нульового середнього та одиничної дисперсії.
- Унітарне кодування (One-Hot Encoding) для категоріальних змінних.
- Вибірку було розділено на навчальну (80%) та тестову (20%) з використанням стратифікації для збереження балансу класів.

У ході дослідження було програмно реалізовано дві архітектури нейронних мереж мовою Python з використанням бібліотек TensorFlow та TensorFlow Probability:

- Класична нейромережа (MLP). Архітектура включає вхідний шар, два приховані повнозв'язні шари (64 та 32 нейрони відповідно) з функцією активації ReLU, та вихідний шар з одним нейроном і функцією активації Sigmoid. Модель навчалася за допомогою оптимізатора Adam з функцією втрат Binary Cross-Entropy.
- Байєсівська нейромережа (BNN). Архітектура ідентична класичній мережі, проте стандартні шари (Dense) замінено на варіаційні (DenseVariational). У процесі навчання BNN оптимізує нижню межу доказовості (Evidence Lower Bound, ELBO), яка є сумою очікуваної логарифмічної правдоподібності та дивергенції Кульбака-Лейблера (KL-divergence) між апіорним та апостеріорним розподілами ваг [3].

На першому етапі тестування моделі оцінювалися на стандартній (чистій) тестовій вибірці. Результати представлені у Таблиці 1.

Таблиця 1. Результати моделей

Модель	Класична (MLP)	Байєсівська (BNN)
Accuracy	0.852	0.848
Precision	0.841	0.835
Recall	0.880	0.875
F1-Score	0.860	0.854
ECE (Expected Calibration Error)	0.124	0.041

Як видно з Таблиці 1, обидві моделі демонструють співмірні показники діагностичної ефективності (Ассурасу близько 85%). Однак показник очікуваної помилки калібрування (ECE) у байєсівської моделі є значно нижчим. Це свідчить про те, що ймовірності, які прогнозує BNN, набагато точніше відображають реальну ймовірність наявності захворювання порівняно з MLP.

На другому етапі експерименту навчені моделі застосовувалися до зашумленої тестової вибірки. У результаті внесення шуму точність (Ассурасу) обох моделей знизилася до рівня 62-65%, що є очікуваним наслідком спотворення вхідних ознак. Проте ключова відмінність виявилася у розподілі впевненості (Confidence) моделей у своїх хибних прогнозах (Рис.1).

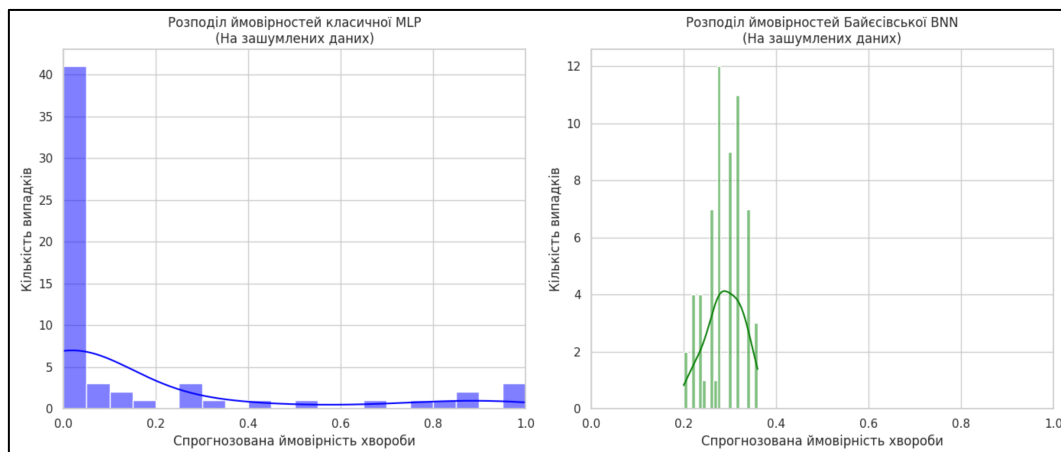


Рис. 1. Розподіл спрогнозованих ймовірностей на зашумлених медичних даних: ліворуч - класична нейромережа (MLP); праворуч - байєсівська нейромережа (BNN).

Як видно з лівої частини рис. 1, класична модель MLP демонструє яскраво виражену проблему надмірної впевненості (*overconfidence*). Незважаючи на те, що вхідні дані є суцільним шумом (аномалією), гістограма показує, що модель концентрує свої прогнози на краях діапазону — видаючи ймовірності, близькі до 0 або 1. Це означає, що MLP приймає категоричні, але хибні рішення, не розпізнаючи нетиповість пацієнта.

Натомість права частина рис. 1 ілюструє поведінку байєсівської нейромережі (BNN) на тих самих зашумлених даних. Розподіл прогнозів набуває форми дзвоноподібної кривої, згрупованої навколо значення ймовірності 0.5. Такий розподіл є прямим свідченням того, що BNN коректно ідентифікує високий рівень епістемічної невизначеності. Модель фактично сигналізує системі підтримки прийняття рішень про те, що дані є нетиповими, і автоматизоване рішення прийняти неможливо — необхідне залучення лікаря-експерта.

Висновки

У роботі проведено порівняльний аналіз багатоваріантного перцептрона (MLP) та байєсівської нейронної мережі (BNN) для діагностики серцево-судинних захворювань. Експериментально доведено, що за співмірної точності на стандартних клінічних даних, ці архітектури демонструють кардинально різну поведінку при обробці зашумленої або нетипової інформації.

Аналіз отриманих розподілів ймовірностей підтвердив, що класична модель MLP має схильність до надмірної впевненості (*overconfidence*). Навіть для повністю аномальних вхідних даних вона формує категоричні прогнози, концентруючи результати на краях діапазону (близько 0 або 1), що в реальній медичній практиці несе високі ризики постановки хибних діагнозів.

Натомість байєсівський підхід дозволяє ефективно та кількісно оцінювати епістемічну невизначеність. Візуалізація результатів BNN для зашумлених даних демонструє нормальний розподіл прогнозів, згрупований навколо значення 0.5. Це доводить здатність моделі коректно знижувати рівень власної впевненості, ідентифікувати нетиповість пацієнта та запобігати генерації хибно-категоричних рішень. З позицій системного аналізу, саме байєсівські нейромережі є оптимальним, прозорим та безпечним ядром для розробки сучасних медичних систем підтримки прийняття рішень (СППМР), оскільки вони здатні вчасно сигналізувати лікарю про необхідність додаткового обстеження.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Begoli, E., Bhattacharya, T., & Kusnezov, D. (2019). The need for uncertainty quantification in machine-assisted medical decision making. *Nature Machine Intelligence*, 1(1), 20-23. <https://doi.org/10.1038/s42256-018-0004-1>
2. Бобко Б. В., Жуков С. О. Методи машинного навчання для виявлення аномалій у медичній статистиці України: аналітичний огляд. Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки / Херсонський державний аграрно-економічний університет. Херсон : Видавничий дім «Гельветика», 2025. Вип. 4. DOI: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.4.1.38>

3. Jospin, L. V., Lio, H., Schoer, C., Buntine, W., & Boussaid, F. (2022). Hands-on Bayesian Neural Networks—A Tutorial for Deep Learning Users. IEEE Computational Intelligence Magazine, 17(2), 29-48. <https://doi.org/10.1109/MCI.2022.3155327>
4. Public Health Dataset «Heart Disease Dataset». URL: <https://www.kaggle.com/datasets/johnsmith88/heart-disease-dataset>
5. Public notebook «Heart Disease Classification with Keras». URL: <https://www.kaggle.com/code/mychen76/heart-disease-classification-with-keras>
6. Public notebook «Bayesian Neural Networks with TensorFlow 2.0». URL: <https://www.kaggle.com/code/lgiahu/bayesian-neural-networks-with-tensorflow-2-0>

Пономарьов Артем Олегович — аспірант кафедри системного аналізу та інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: ponomaryov_a@ukr.net

Жуков Сергій Олександрович — кандидат технічних наук, доцент кафедри системного аналізу та інформаційних технологій, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: sazhukov@vntu.edu.ua

Ponomaryov Artem B. – Postgraduate student of the Department of System Analysis and Information Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: ponomaryov_a@ukr.net

Zhukov Serhii O. – Candidate of technical sciences, associate professor of the department of System Analysis and Information Technologies, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: sazhukov@gmail.com