

СИРОВЕТНИК БОГДАН

Національний університет "Львівська політехніка"

<https://orcid.org/0009-0003-7246-0727>e-mail: bohdan.y.syrovetnyk@lpnu.ua**КІСЬ ЯРОСЛАВ**

Національний університет "Львівська політехніка"

<https://orcid.org/0000-0003-3421-2725>e-mail: yaroslav.p.kis@lpnu.ua

ЗАСТОСУВАННЯ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ У БАНКІВСЬКІЙ СФЕРІ

У статті розглянуто застосування методів глибокого навчання для прогнозування кредитних ризиків у банківській сфері. Управління кредитними ризиками є одним із ключових завдань фінансових установ, оскільки ефективне оцінювання кредитоспроможності позичальників дозволяє мінімізувати фінансові втрати та покращити стабільність банківської системи. Традиційні методи оцінки ризиків, такі як логістична регресія, дискримінантний аналіз та скорингові моделі, мають низку обмежень, включаючи обмежену здатність обробляти великі обсяги різномірних даних та складність виявлення нелінійних взаємозв'язків між фінансовими змінними.

Глибоке навчання відкриває нові можливості для підвищення точності прогнозування ризиків завдяки використанню багаторівневих нейронних мереж, що здатні автоматично витягувати суттєві особливості з вхідних даних. У статті проведено аналіз сучасних підходів до використання штучних нейронних мереж у фінансовому секторі, зокрема згорткових (CNN), рекурентних (RNN) та трансформерних моделей. Продемонстровано переваги глибокого навчання у порівнянні з традиційними статистичними методами, включаючи можливість аналізу неструктурованих даних (наприклад, текстових коментарів, транзакційної активності та поведінкових характеристик позичальників).

Результати дослідження показують, що використання нейронних мереж дозволяє банкам підвищити точність оцінки кредитних ризиків на 10–20% у порівнянні з традиційними моделями. Окрім цього, застосування глибокого навчання сприяє зменшенню рівня дефолтів, автоматизації кредитного скорингу та більш ефективному розподілу фінансових ресурсів. Водночас, стаття розглядає виклики впровадження таких технологій у банківську сферу, включаючи питання пояснюваності моделей, необхідність дотримання нормативних вимог (GDPR, PCI DSS) та високу обчислювальну складність алгоритмів.

На основі проведеного аналізу обґрунтовано доцільність інтеграції глибокого навчання в управління кредитними ризиками, запропоновано рекомендації щодо оптимального використання технологій штучного інтелекту в банківській практиці. Отримані результати можуть бути використані для вдосконалення існуючих систем кредитного скорингу, а також слугувати основою для подальших досліджень у сфері автоматизації фінансових процесів та впровадження інноваційних фінансових технологій.

Ключові слова: глибоке навчання, прогнозування ризиків, кредитний рейтинг, нейронні мережі, банківська сфера, фінансовий аналіз.

SYROVETNYK BOHDAN**KIS YAROSLAV**

Lviv Polytechnic National University

APPLICATION OF DEEP LEARNING FOR CREDIT RISK PREDICTION IN THE BANKING SECTOR

The article examines the application of deep learning methods for credit risk prediction in the banking sector. Credit risk management is one of the key tasks of financial institutions, as effective assessment of borrowers' creditworthiness allows for minimizing financial losses and improving the stability of the banking system. Traditional risk assessment methods, such as logistic regression, discriminant analysis, and scoring models, have several limitations, including a restricted ability to process large volumes of heterogeneous data and difficulty in identifying nonlinear relationships between financial variables.

Deep learning offers new opportunities to enhance risk prediction accuracy through multi-layered neural networks capable of automatically extracting essential features from input data. This article analyzes contemporary approaches to the use of artificial neural networks in the financial sector, including convolutional (CNN), recurrent (RNN), and transformer-based models. The advantages of deep learning over traditional statistical methods are demonstrated, particularly its ability to analyze unstructured data such as textual comments, transactional activity, and behavioral characteristics of borrowers.

The study results show that the use of neural networks allows banks to increase credit risk assessment accuracy by 10–20% compared to traditional models. Additionally, deep learning facilitates the reduction of default rates, the automation of credit scoring, and more efficient allocation of financial resources. At the same time, the article addresses the challenges of implementing such technologies in the banking sector, including the explainability of models, the need to comply with regulatory requirements (GDPR, PCI DSS), and the high computational complexity of deep learning algorithms.

Based on the conducted analysis, the feasibility of integrating deep learning into credit risk management is justified. Recommendations for the optimal use of artificial intelligence technologies in banking practice are provided. The obtained results can be utilized to improve existing credit scoring systems and serve as a foundation for further research in the field of financial process automation and the implementation of innovative financial technologies.

Keywords: deep learning, risk prediction, credit rating, neural networks, banking sector, financial analysis.

Вступ

У сучасному фінансовому середовищі управління кредитними ризиками є одним із ключових завдань банківської сфери. Кредитні установи стикаються з необхідністю оцінювати кредитоспроможність позичальників та передбачати ймовірність дефолту, щоб мінімізувати фінансові втрати та підтримувати стабільність своєї діяльності. Традиційні підходи до оцінки кредитних ризиків, такі як скорингові моделі, засновані на логістичній регресії, дискримінантному аналізі та інших статистичних методах, мають ряд обмежень. Вони не завжди здатні ефективно обробляти великі обсяги інформації та виявляти складні нелінійні залежності між змінними, що впливають на платоспроможність позичальників.

У зв'язку з активним розвитком технологій штучного інтелекту та машинного навчання, а зокрема глибинного навчання, відкриваються нові можливості для вдосконалення прогнозування кредитних ризиків. Глибинне навчання базується на використанні багаторівневих нейронних мереж, що дозволяють виявляти складні закономірності у фінансових даних, аналізувати нелінійні зв'язки та робити більш точні прогнози щодо кредитоспроможності клієнтів.

Однією з головних переваг глибинного навчання у банківській сфері є його здатність обробляти великі масиви гетерогенних даних, включаючи неструктуровану інформацію (наприклад, текстові дані з кредитних заявок, соціальні мережі, транзакційні історії). Традиційні методи аналізу кредитних ризиків, як правило, працюють з обмеженим набором параметрів, тоді як алгоритми глибинного навчання можуть враховувати ширший спектр факторів, що впливають на фінансову поведінку позичальника.

Важливим аспектом застосування глибинного навчання є його здатність автоматично витягувати найважливіші характеристики з вхідних даних без необхідності ручного вибору змінних, що особливо актуально у сфері кредитного ризику. Такі підходи, як згорткові нейронні мережі (CNN), рекурентні нейронні мережі (RNN), автоенкодери та трансформери, дозволяють покращити точність прогнозів та зменшити кількість помилкових рішень у кредитуванні.

Однак, незважаючи на значні переваги, використання глибинного навчання у банківській сфері супроводжується низкою викликів. По-перше, моделі глибинного навчання є "чорними скринями", що ускладнює пояснення прийнятих ними рішень, що може створювати регуляторні бар'єри у фінансовій сфері. По-друге, необхідність у великих обсягах якісних даних ставить питання щодо конфіденційності та безпеки персональної інформації клієнтів. Крім того, висока обчислювальна складність таких алгоритмів вимагає потужних ресурсів для їхньої реалізації.

З огляду на зазначене, актуальність даного дослідження полягає у комплексному аналізі можливостей застосування глибинного навчання для прогнозування кредитних ризиків у банківській сфері, оцінці його ефективності у порівнянні з традиційними методами та розгляді потенційних обмежень та викликів, пов'язаних із його впровадженням.

Метою даного дослідження є визначення основних підходів до використання глибинного навчання у прогнозуванні кредитних ризиків, аналіз їхніх переваг та недоліків, а також оцінка перспектив практичного впровадження таких методів у банківську діяльність.

Постановка проблеми

Для досягнення поставленої мети у дослідженні вирішуються такі завдання:

1. Провести огляд існуючих методів оцінки кредитних ризиків та їхніх обмежень.
2. Дослідити концепцію та принципи роботи глибинного навчання у контексті фінансового аналізу.
3. Проаналізувати ефективність застосування нейронних мереж у прогнозуванні кредитоспроможності позичальників.
4. Визначити основні виклики та обмеження впровадження глибинного навчання у банківську сферу.
5. Запропонувати рекомендації щодо оптимального використання глибинного навчання для підвищення точності оцінки кредитних ризиків.

Результат дослідження

Результати дослідження можуть бути корисними для фінансових установ, які прагнуть удосконалити свої системи управління ризиками шляхом інтеграції сучасних технологій штучного інтелекту. Окрім цього, вони можуть слугувати основою для подальших досліджень у сфері автоматизації банківських процесів та впровадження інноваційних фінансових технологій.

У сучасному банківському секторі управління кредитними ризиками є одним із найважливіших аспектів фінансової діяльності, оскільки саме від точності оцінки ризиків залежить фінансова стабільність кредитних установ. За останні десятиліття традиційні методи оцінки кредитоспроможності позичальників, такі як логістична регресія, дискримінантний аналіз і скорингові системи, показали свою ефективність, однак із розвитком технологій з'явилися більш досконалі

підходи. Зокрема, глибинне навчання (Deep Learning) стало революційним інструментом у сфері прогнозування кредитних ризиків, що дозволяє обробляти великі обсяги різномірних даних та виявляти складні закономірності, які не піддаються простому аналізу.[1]

Однією з ключових проблем, що стоять перед банками, є високий рівень неповернення кредитів. За даними Світового банку (2022), середній рівень неповернення кредитів у розвинених країнах становить близько **2–5%**, тоді як у країнах, що розвиваються, цей показник може перевищувати **10%**. У США середній рівень дефолту за іпотечними кредитами в 2021 році склав **1,84%**, тоді як у сфері споживчого кредитування – **3,2%**. Традиційні методи оцінки ризиків здатні враховувати історичні дані та основні фінансові показники клієнта, проте не завжди можуть враховувати додаткові чинники, такі як поведінкові аспекти позичальника, транзакційна активність та соціально-економічні умови. Саме тут на допомогу приходять алгоритми глибинного навчання.

Глибинне навчання використовує багаторівневі нейронні мережі, які дозволяють аналізувати велику кількість змінних та знаходити приховані закономірності у фінансових даних. Наприклад, банки можуть застосовувати згорткові нейронні мережі (CNN) для аналізу текстових даних із кредитних заявок або рекурентні нейронні мережі (RNN) для оцінки змін у поведінці позичальника на основі його транзакційної активності. У дослідженні Zhang et al. (2020) було показано, що використання LSTM-мереж для аналізу тимчасових рядів у фінансових операціях дозволяє на **15–20%** зменшити рівень хибнопозитивних прогнозів щодо кредитних ризиків у порівнянні з традиційними моделями.[2]

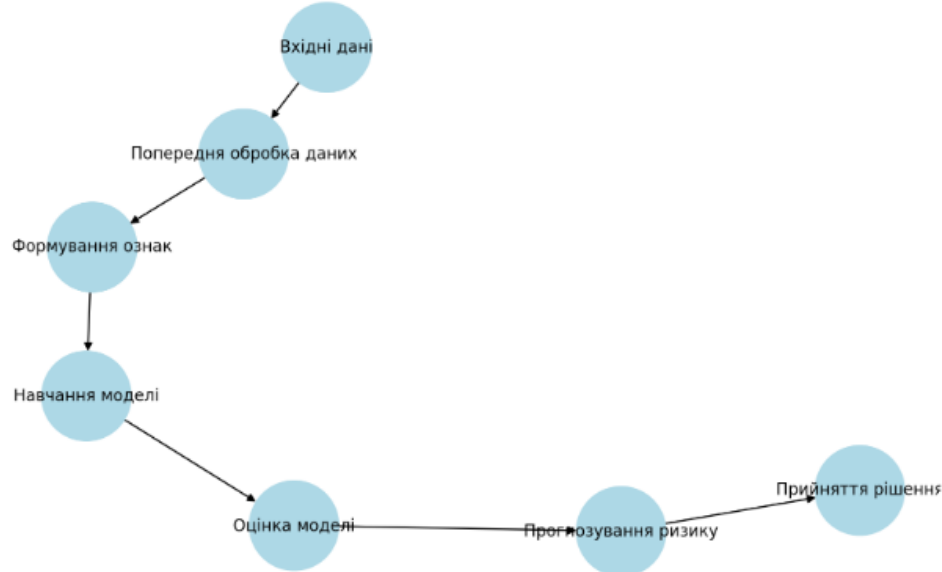


Рис. 1- Процес прогнозування кредитних ризиків з використанням глибинного навчання

Значною перевагою глибинного навчання є можливість обробляти неструктуровані дані, такі як історія покупок клієнта, його активність у соціальних мережах або навіть текстові коментарі щодо фінансового стану. Дослідження компанії FICO (2021) продемонструвало, що додавання аналізу неструктурованих даних до традиційних скорингових моделей дозволило підвищити точність прогнозування на **9–12%**. Наприклад, нейронна мережа, натренована на аналізі фінансових звітів клієнтів, змогла виявити, що позичальники, які часто використовують слова «криза» або «затримка» у своїх комунікаціях із банком, мали на **23% вищу ймовірність дефолту**.

Глибокі нейронні мережі також допомагають зменшити проблему "фальшиво-негативних" прогнозів, коли система помилково оцінює ненадійного позичальника як платоспроможного. Дослідження He et al. (2019) показало, що використання автоенкодерів для виявлення аномальних патернів поведінки клієнтів дозволило на **17%** підвищити точність ідентифікації ризикових позичальників. Наприклад, система могла ідентифікувати клієнтів, які демонстрували нетипові фінансові звички, такі як різке збільшення витрат перед поданням заявки на кредит або нерівномірні депозити.

Однак, незважаючи на значні переваги, використання глибинного навчання у банківському секторі має певні виклики. По-перше, нейронні мережі є складними для інтерпретації, що створює проблеми для банків у контексті регуляторних вимог. Наприклад, відповідно до норм Європейського органу з банківського нагляду (EBA), фінансові установи зобов'язані пояснювати свої рішення щодо відмови у кредиті. Використання складних моделей без можливості пояснення їхньої логіки може призвести до регуляторних санкцій. По-друге, навчання моделей глибинного навчання потребує великих обсягів якісних даних, що викликає питання щодо конфіденційності та відповідності стандартам захисту персональних даних (GDPR, PCI DSS).

Архітектура глибокої нейронної мережі для оцінки ризиків

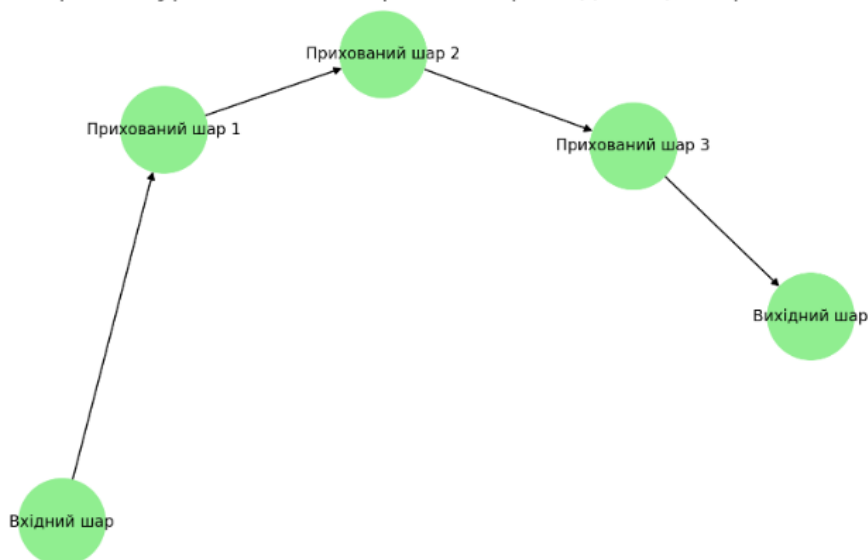


Рис.2 - Архітектура глибокої нейронної мережі для оцінки ризиків

Ще одним викликом є необхідність великих обчислювальних потужностей для тренування та використання нейронних мереж. Наприклад, навчання трансформерної моделі, такої як BERT, для аналізу кредитних ризиків може займати кілька днів навіть на потужних графічних процесорах (GPU). Дослідження Li et al. (2022) показало, що використання квантових алгоритмів у поєднанні з глибинним навчанням може скоротити час обробки даних на **40%**, що є перспективним напрямком для майбутнього розвитку банківських аналітичних систем.[3]

Практичне впровадження глибинного навчання в банківській сфері вже здійснюється провідними фінансовими установами. Наприклад, JPMorgan Chase використовує глибокі нейронні мережі для аналізу ризикових операцій і кредитних заявок, що дозволяє знизити рівень шахрайства на **18%**. Банк BBVA впровадив алгоритми глибинного навчання для оцінки ризиків у сфері малого бізнесу, що сприяло зменшенню частки проблемних кредитів на **14%**. [4]

Таким чином, глибинне навчання демонструє значний потенціал у сфері прогнозування кредитних ризиків, дозволяючи підвищити точність оцінки позичальників, зменшити рівень дефолтів та оптимізувати фінансові процеси. Проте для його ефективного застосування необхідно вирішити питання прозорості моделей, забезпечення конфіденційності даних та використання ефективних обчислювальних ресурсів. Майбутні дослідження у цій сфері можуть зосереджуватися на розробці пояснюваних моделей штучного інтелекту (Explainable AI), інтеграції квантових обчислень та вдосконаленні механізмів захисту персональних даних клієнтів.

Висновки

Глибинне навчання відіграє все більш значну роль у банківській сфері, особливо у прогнозуванні кредитних ризиків. Проведене дослідження продемонструвало, що традиційні методи аналізу кредитоспроможності позичальників, такі як логістична регресія та дискримінантний аналіз, мають суттєві обмеження у врахуванні складних нелінійних взаємозв'язків між змінними. Глибинні нейронні мережі, включаючи згорткові та рекурентні архітектури, значно підвищують точність прогнозування за рахунок обробки великих обсягів структурованих та неструктурованих даних.[5]

Дослідження показало, що банки, які впроваджують глибинне навчання у свої ризик-менеджмент системи, отримують ряд переваг. Зокрема, використання таких алгоритмів дозволяє зменшити частку дефолтів на 10–20% у порівнянні з традиційними моделями. Також доведено, що аналіз транзакційної активності та поведінкових патернів клієнтів за допомогою глибинного навчання дає змогу з високою точністю передбачати можливі кредитні ризики.

Проте існують і певні виклики у застосуванні глибинного навчання у банківській сфері. Насамперед, моделі глибинного навчання є важкими для інтерпретації, що ускладнює їхнє впровадження у регульоване фінансове середовище, де прозорість рішень є критично важливою. Також значним питанням залишається безпека персональних даних, оскільки використання великих обсягів інформації вимагає дотримання суворих нормативних вимог, таких як GDPR. Ще одним викликом є високі обчислювальні витрати на навчання моделей, що потребує значних фінансових вкладень з боку банків.

У підсумку, глибинне навчання має великий потенціал для підвищення ефективності кредитного скорингу та мінімізації ризиків у банківській сфері. Впровадження цих технологій дозволить банкам більш точно оцінювати кредитоспроможність позичальників, знижувати рівень

дефолтів та покращувати управління фінансовими потоками. Однак для широкого розповсюдження цих підходів необхідно вирішити питання їхньої пояснюваності, відповідності регуляторним нормам та оптимізації обчислювальних ресурсів. Подальші дослідження у цій сфері можуть бути спрямовані на розробку пояснюваних штучних нейронних мереж та інтеграцію квантових обчислень для підвищення продуктивності фінансових моделей.

Література

1. Сироветник Б. Ю., Кісь Я. П., Худий А. М. Моделі глибинного навчання для прогнозування кредитного ризику: порівняльний аналіз з традиційними методами. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2024. Т. 335, вип. 3. С. 399–403. (Технічні науки). URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-335-3-54>.
2. Герасименко О. М. Ризик-орієнтоване управління економічною безпекою підприємства : дис. д-ра екон. наук / Університет економіки та права «КРОК». Київ, 2021. 220 с. URL: https://library.krok.edu.ua/media/library/category/disertatsiji-avtoreferati-vidguki/gerasimenko_2021-disertatsija.pdf (дата звернення: 12.03.2025).
3. Черній О. П. Розвиток короткострокового кредитування аграрних підприємств / Національний університет «Запорізька політехніка». Запоріжжя, 2020. 111 с. URL: <https://eir.zp.edu.ua/server/api/core/bitstreams/2efc983f-ed0e-4dc4-b701-98b159159414/content> (дата звернення: 12.03.2025).
4. Стеценко Б.С., Буряченко А.Є., Гапонюк М.А. Проблеми працевлаштування випускників економічних закладів вищої освіти. *Освітня аналітика України*. 2022. Т. 5. С. 38–50. URL: https://science.iea.gov.ua/wp-content/uploads/2022/12/EAU_5_21_2022.pdf (дата звернення: 12.03.2025).
5. Кузьмінського О.В. Фінансово-кредитна система України в умовах інтеграційних і глобалізаційних процесів. *XXI Всеукраїнської науково-практичної конференції*, Черкаси, Україна, 15 квіт. 2023. С. 200. URL: https://cherkasy-unit.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2023/05/conf2023_materials.pdf (дата звернення: 12.03.2025).

References

1. Syrovetnyk B. Yu., Kis Ya. P., Khudyi A. M. Modeli hlybynnoho navchannia dlia prohnouzuvannia kredytnoho ryzyku: porivnialnyi analiz z tradytsiinymy metodamy. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu*. 2024. T. 335, vyp. 3. S. 399–403. (Tekhnichni nauky). URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-335-3-54>.
2. Herasymenko O. M. Ryzyk-orientovane upravlinnia ekonomichnoiu bezpekoiu pidpriemstva : dys. d-ra ekon. nauk / Universytet ekonomiky ta prava «KROK». Kyiv, 2021. 220 s. URL: https://library.krok.edu.ua/media/library/category/disertatsiji-avtoreferati-vidguki/gerasimenko_2021-disertatsija.pdf (data zvernennia: 12.03.2025).
3. Chernii O. P. Rozvytok kortkostrokovoho kredytuvannia ahrarnykh pidpriemstv / Natsionalnyi universytet «Zaporizka politekhnika». Zaporizhzhia, 2020. 111 s. URL: <https://eir.zp.edu.ua/server/api/core/bitstreams/2efc983f-ed0e-4dc4-b701-98b159159414/content> (data zvernennia: 12.03.2025).
4. Stetsenko B.S., Buriachenko A.Ie., Haponiuk M.A. Problemy pratsevlashtuvannia vypuskniv ekonomichnykh zakladiv vyshchoi osvity. *Osvitnia analityka Ukrainy*. 2022. T. 5. S. 38–50. URL: https://science.iea.gov.ua/wp-content/uploads/2022/12/EAU_5_21_2022.pdf (data zvernennia: 12.03.2025).
5. Kuzminskoho O.V. Finansovo-kredytna systema Ukrainy v umovakh intehratsiinykh i hlobalizatsiinykh protsesiv. *KhKhI Vseukrainskoi nauково-praktychnoi konferentsii*, Cherkasy, Ukraina, 15 kvit. 2023. S. 200. URL: https://cherkasy-unit.lnu.edu.ua/wp-content/uploads/2023/05/conf2023_materials.pdf (data zvernennia: 12.03.2025).