

захисту інтелектуальної власності у бізнесів, а також обмежені інвестиції у наукові розробки.

У висновку хочу написати про те, що інтелектуальна власність є центральним елементом цифрової економіки, досвід інших країн доводить, що ефективна охорона інтелектуальної власності стимулює інновації, розширює доступ до міжнародних ринків та забезпечує збільшення капіталізації компанії.

Список використаних джерел:

1. World Intellectual Property Organization (WIPO). World Intellectual Property Indicators 2023.
2. OECD (2022). Digital Innovation and Economic Growth Report.
3. USPTO. Patent Statistics Reports Center, 2023.
4. European Patent Office (EPO). Annual Patent Index 2023.
5. Schwab K. The Fourth Industrial Revolution. World Economic Forum, 2017.
6. Міністерство цифрової трансформації України. Офіційні матеріали щодо «Дія.City», 2022–2024.
7. Герасименко О. Цифровізація економіки та трансформація бізнес-моделей. — КНЕУ, 2020.

Рудь Д. В.

Національний університет «Києво-Могилянська академія»,
студентка МП-2 «Економіка»

МАШИННЕ НАВЧАННЯ ТА ПРОГНОЗНІ МОДЕЛІ ДЕФОЛТУ НА ОСНОВІ III

Постановка проблеми. Точне прогнозування кредитного дефолту залишається основою фінансової стабільності та ефективного управління кредитним ризиком. Фінансова криза 2008 року, посилена недосконалими оцінками ризиків іпотечних цінних паперів, є суворим нагадуванням про катастрофічний ефект доміно, який може спричинити масовий дефолт [1].

Протягом десятиліть фінансові установи, інвестори та регуляторні органи поклалися на традиційні статистичні моделі, такі як логістична регресія (Logit) та дискримінантний аналіз (наприклад, Z-показник Альтмана), для оцінки ймовірності дефолту (PD) [1, 2]. Хоча ці моделі є фундаментальними, вони часто не в змозі відобразити складні, нелінійні та високовимірні взаємозв'язки, притаманні сучасним фінансовим даним [3]. Зростаюча складність глобальної фінансової інтеграції в поєднанні з величезним обсягом і різноманітністю доступних даних (тобто «Big Data») викрила обмеження цих традиційних підходів [2].

У відповідь, технологічний розвиток (часто асоційований з Індустрією 5.0) запропонував нову парадигму моделювання на основі штучного інтелекту (ШІ). Поширення потужних, недорогих обчислювальних ресурсів та вдосконалених алгоритмів дозволило застосовувати складні методи штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН) до кредитного ризику [2, 4]. Ці «інтелектуальні моделі», включаючи машини опорних векторів (SVM), випадковий ліс (RF) та штучні нейронні мережі (ANN), пропонують нові концептуальні рішення шляхом обробки величезних масивів даних для виявлення тонких закономірностей, які часто невидимі для традиційних статистичних методів [3, 4].

Мета даної роботи – окреслити концептуальну основу цих моделей на основі ШІ; узагальнити емпіричні дані, порівнявши їх ефективність з традиційними еталонами;

дослідити інноваційні напрями впровадження, зокрема інтеграцію нетрадиційних джерел даних (текстових та ESG); та обговорити критичні питання інтелектуальної власності (ІВ), що виникають при їх застосуванні.

Концептуальні пропозиції щодо вирішення: методології ШІ та МН. Запропоноване рішення є спектром «інтелектуальних» та «гібридних» підходів, які використовують обчислювальну потужність для підвищення точності прогнозування [1, 4]. Найперспективніші концептуальні пропозиції є наступними:

Машини Опорних Векторів (SVM) – це метод навчання з наглядом, який концептуально шукає оптимальну «гіперплощину» для максимального розділення класів позичальників (наприклад, «дефолт» та «не дефолт»). Використовуючи «ядерні функції» (лінійні, поліноміальні, RBF), SVM ефективно моделює складні нелінійні залежності у високорозмірних просторах ознак (наприклад, при аналізі сотень фінансових показників), демонструючи при цьому стійкість до перенавчання [3, 5].

Випадковий Ліс (RF) – це ансамблевий метод, що усереднює прогнози сотень окремих дерев рішень для підвищення точності [6]. Кожне дерево навчається на випадковій підмножині даних (техніка Bagging) та ознак. У контексті дефолту, кожне дерево «голосує» за ризик клієнта, а фінальний прогноз (визначений більшістю голосів) є значно стабільнішим та менш схильним до перенавчання, ніж прогноз одного дерева [2, 6].

Штучні Нейронні Мережі (ANN) – це обчислювальні моделі, що імітують людський мозок і складаються з шарів «нейронів» (вхідний, приховані, вихідний) [4]. Моделі глибокого навчання (DL), такі як CNN або RNN, є особливо ефективними у виявленні складних, нелінійних патернів у великих фінансових наборах даних. Їхня концептуальна перевага полягає у «навчанні ознак» – здатності автоматично визначати найбільш прогнозовані комбінації вхідних даних (наприклад, взаємодію між коефіцієнтами ліквідності та ринковими індикаторами), які не є очевидними для аналітика [3, 4].

Інноваційні підходи також гібридизують джерела даних. Текстові моделі використовують обробку природної мови (NLP) для аналізу неструктурованих даних (звітів керівництва, новин) та виділення прогностичних індикаторів, таких як тональність звітності [1, 4]. Моделі ESG інтегрують екологічні, соціальні та управлінські оцінки як нові фактори ризику. Концепція полягає в тому, що високі показники ESG сигналізують про нижчий довгостроковий ризик, що інтегрується в модель як окрема змінна [6].

Напрямки впровадження та інноваційні ідеї. Емпірична перевірка описаних вище моделей дає важливі висновки для їх практичного впровадження.

Емпірична ефективність. Пряме порівняння реальних банківських даних дає детальну картину ефективності. У дослідженні Bonini й Caivano [2] на вибірці з понад 800 000 роздрібних клієнтів європейських банків, штучна нейронна мережа (ANN) забезпечила найвищу точність у ранжуванні ризику, досягнувши коефіцієнта точності (Accuracy Ratio, AR) 71%. Менш точними виявилися Випадковий Ліс (68% AR) та Дерева Класифікації (66% AR). Однак, ця реалізація мала важливе застереження: найдосконаліша модель (ANN) була лише на 5 процентних пунктів точнішою за традиційний еталон логістичної регресії (66% AR). Це важливе спостереження свідчить про те, що для стандартизованих роздрібних портфелів, де лінійні залежності є сильними, приріст точності від впровадження «чорної скриньки» може бути незначним і не завжди виправдовує втрату прозорості. Водночас, ширший систематичний огляд Alvi et al. [1] показує, що в більш масштабованих дослідженнях корпоративних дефолтів інтелектуальні моделі (особливо XGBoost та LightGBM - варіанти градієнтного підсилення) послідовно демонструють високу точність (80-95%), що підкреслює їхню силу в обробці більш складних нелінійних даних [1].

Інновації у джерелах даних. Найбільш інноваційне впровадження ШІ полягає у його поєднанні з новими типами даних. Систематичний огляд [1] визначає текстові моделі як ключову нову галузь, де NLP кількісно оцінює настрої у фінансових звітах, додаючи прогностичну силу. Окрім цього, впровадження оцінок ESG як факторів ризику дало потужні результати. Дослідження Ferriani й Pericoli [7] показало, що вищий бал ESG є «вирішальним для зменшення ризику, притаманного компанії», особливо впливаючи на довгострокові

прогнози дефолту. Це підтверджує ідею, що дані ESG фіксують довгострокові ризики, які не враховуються традиційними фінансами.

У міру переходу цих інноваційних моделей від досліджень до впровадження, забезпечення захисту інтелектуальної власності (ІВ) є критично важливим напрямком для фінансових установ. Комерційна цінність передової прогнозної моделі є надзвичайно високою, а її захист передбачає застосування декількох рівнів законодавства про ІВ:

Аспекти інтелектуальної власності (ІВ). У міру переходу інноваційних моделей від досліджень до впровадження, забезпечення захисту ІВ є критично важливим напрямком для фінансових установ. Комерційна цінність передової прогнозної моделі є надзвичайно високою, а напрямок їх впровадження нерозривно пов'язаний із захистом ІВ. Це створює комплексну правову рамку. Авторське право захищає сам вихідний код моделі (наприклад, Python-скрипт) від копіювання. Великі, структуровані набори навчальних даних (як-от 800 000 клієнтів) захищаються правами на бази даних (*suī generis*). Сам інноваційний метод обробки даних, якщо він надає конкретне технічне рішення, може претендувати на патентний захист. Нарешті, комерційні продукти на основі цих моделей захищаються торговельними марками.

Висновок. Майбутнє моделювання дефолтів полягає в інтелектуальному синтезі технік ШІ – виходячи за межі простої регресії, щоб охопити ансамблеві методи (RF), складне розпізнавання патернів (NN) та ефективне відображення простору ознак (SVM). Найбільш значні інновації будуть пов'язані з впровадженням цих потужних моделей у нові, нетрадиційні набори даних, такі як текстові та ESG-дані, які дають більш цілісне уявлення про ризик. Для української банківської системи, що стоїть перед викликами воєнних ризиків та необхідністю швидкої адаптації, впровадження таких гнучких та точних моделей може стати ключовим фактором у забезпеченні фінансової стійкості та ефективного розподілу капіталу.

Список використаних джерел:

1. Alvi, J., Arif, I., & Nizam, K. (2024). Advancing financial resilience: A systematic review of default prediction models and future directions in credit risk management. *Heliyon*, 10. URL: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39770> (дата звернення: 29.10.2025).
2. Bonini, S., & Caivano, G. (2025). Probability of Default Modeling with Machine Learning: A Comparison of Techniques Using Real Banking Data. Working Paper.
3. Support Vector Machine – an overview. (n.d.). ScienceDirect Topics. Elsevier. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/support-vector-machine> (дата звернення: 29.10.2025).
4. Sarker, I. H. (2022). AI-Based Modeling: Techniques, Applications and Research Issues Towards Automation, Intelligent and Smart Systems. *SN Computer Science*, 3(2).
5. Random Decision Forest – an overview. (n.d.). ScienceDirect Topics. Elsevier. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/computer-science/random-decision-forest> (дата звернення: 03.11.2025).
6. Ferriani, F., & Pericoli, M. (2024). Do ESG considerations impact corporate default risk? Preliminary Working Paper. Banca d'Italia.

Сандугей В.В.

Національний університет «Києво-Могилянська академія»,
к.е.н., доц., доцентка кафедри економічної теорії

КРЕАТИВНА ЗАЙНЯТІСТЬ У ЦИФРОВУ ЕПОХУ: НОВІ ВИКЛИКИ ТЕОРІЇ ТРУДОВОЇ ВАРТОСТІ

У контексті стрімкої цифровізації глобальної економіки спостерігається радикальна трансформація сутності та механізмів функціонування ринку праці, зокрема — значне