

В умовах інтенсивних змін та кризового часу ефективний керівник повинен органічно поєднувати обидві ролі, використовуючи менеджмент як систему контролю, а лідерство - як рушійну силу для забезпечення внутрішнього порядку, зовнішньої адаптації та психологічної стійкості персоналу.

Список використаних джерел:

1. Пестовська З. С., Вернигора В. К. Сучасне управління персоналом: лідерство в умовах ризиків і викликів розвитку підприємства [Електронний ресурс] / З. С. Пестовська, В. К. Вернигора // *Економічний простір*. — 2025. — С. 203–215. — Режим доступу: <https://economic-prostir.com.ua/wp-content/uploads/2025/08/203-209-215-pestovska.pdf> (Дата звернення: 01.12.2025). — DOI: <https://doi.org/10.30838/EP.203.209-215>.
2. Крисько, Ж. (2024). ПРОБЛЕМА ЛІДЕРСТВА В СУЧАСНОМУ МЕНЕДЖМЕНТІ. [Електронний ресурс] // *Economy and Society*. – 2024. – Режим доступу: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/5082> (Дата звернення: 17.11.2025).
3. Лідерство та комунікації в організації: навчальний посібник / упорядники: Н. Я. Михаліцька, М. Р. Яцик. Львів : Львівський державний університет внутрішніх справ, 2024. 512 с.
4. Musaigwa M. Effective leadership in the digital era: an exploration of leadership styles during organizational change [Електронний ресурс] / M. Musaigwa // *Technology Audit and Production Reserves*. – 2024. – Режим доступу: <https://journals.uran.ua/tarp/article/view/297374> (Дата звернення: 17.11.2025).
5. Liden R. C. et al. The evolution of leadership: Past insights, present trends and future directions [Електронний ресурс] / R. C. Liden et al. // *Journal of Business Research*. – 2025. – Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S014829632400540X> (Дата звернення: 17.11.2025).
6. Abawari A. M. The effects of organizational culture on change management through leadership styles [Електронний ресурс] / A. M. Abawari // *Cogent Business & Management*. – 2024. – Режим доступу: <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/23311975.2024.2375623>. (Дата звернення: 17.11.2025).

Рудь Д. В.

Національний університет «Кієво-Могилянська академія»,
студентка МП «Економіка», 2 курс
Науковий керівник: Григор'єв І. С.
д.е.н., доц., доцент кафедри економічної теорії

ІННОВАЦІЙНІ ПІДХОДИ ДО МОДЕЛЮВАННЯ ДЕФОЛТІВ – ГІБРИДНІ МОДЕЛІ

Точна оцінка ймовірності дефолту (Probability of Default, PD) є ключовою проблемою в управлінні кредитним ризиком. Сучасні фінансові установи функціонують у складному середовищі, де неточні оцінки ризику можуть призвести до значних втрат і навіть загрожувати системній стабільності.

Традиційні статистичні моделі, такі як логістична регресія, хоч і є прозорими, часто не в змозі відобразити нелінійні та динамічні залежності у сучасних фінансових даних. Вони базуються на обмежувальних припущеннях, які не завжди виконуються в умовах роботи з великими даними (Big Data). У відповідь на це виникла потреба в гібридних підходах, які поєднують статистичну інтерпретованість з адаптивною здатністю до навчання штучного інтелекту (ШІ) та машинного навчання (МН).

Протягом 2015-2024 років дослідження підтвердили переваги гібридизації: якщо традиційні статистичні моделі досягали точності 70-85%, то гібридні конфігурації ШІ та статистики продемонстрували 87-96% [1]. Навіть на великих вибірках (800 тис. клієнтів) нейронні мережі показали вищий Коефіцієнт точності (Assurance Ratio, AR) – 71% проти 66%

у логістичної регресії [2]. Проте регулятори, як і раніше, стурбовані проблемою «чорного ящика» алгоритмів глибокого навчання.

Тому, основна проблема дослідження полягає в розробці гібридних систем прогнозування дефолтів, які максимізують точність прогнозування, зберігають пояснюваність та відповідають пруденційним регуляторним стандартам, таким як Закон ЄС про штучний інтелект (2024).

Концептуальна основа гібридних моделей дефолту базується на трьох взаємодоповнюючих вимірах: методологічній інтеграції, диверсифікації даних та дизайні інтерпретованості.

1. Методологічна інтеграція. Гібридні моделі поєднують параметричну дисципліну класичної статистики з адаптивними механізмами ШІ. Найпоширеніші архітектури поєднують логістичну регресію з інтелектуальними підсистемами [1], такими як штучні нейронні мережі (ANN), машини опорних векторів (SVM) або ансамблеві алгоритми (Random Forest, XGBoost). Емпіричні дані свідчать, що ці гібриди підвищують точність прогнозування до понад 90% [1]. Така архітектура «двоступеневого навчання» пом'якшує як недопасування (underfitting) простих регресій, так і надмірне пасування (overfitting) необмежених нейронних мереж. Наприклад, логістична регресія може визначити базовий лінійний ризик, а нейронна мережа – уточнити його, проаналізувавши нелінійні взаємодії, які регресія пропустила.

2. Диверсифікація даних. Сучасні кредитні системи надають інформацію з різних джерел – фінансові коефіцієнти, історію платежів, макроекономічні показники та текстові розкриття (наприклад, коментарі аудиторів). Alvi et al. підкреслюють, що текстові та макроекономічні змінні значно підвищують точність, коли вони вбудовані через модулі аналізу настроїв [1]. Bonini та Caivano також інтегрували соціально-демографічні та поведінкові показники (вік, дохід, тип контракту), створивши простір ознак із ≈ 300 змінними на позичальника [2]. Отже, інновація полягає у створенні мультимодальних гібридних наборів даних.

3. Інтерпретованість та управління. Проблема «чорного ящика» є головною перепорою для впровадження ШІ. Інструменти пояснювального ШІ (Explainable AI, XAI), такі як SHAP (SHapley Additive exPlanations) та LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations), дозволяють розкласти результати гібридної моделі на внески на рівні окремих змінних. Наприклад, SHAP може показати, що для конкретного клієнта ключовим фактором відмови був не загальний дохід, а раптове збільшення кількості кредитних запитів. Тому гібридні моделі повинні бути вбудовані в прозору систему управління, що поєднує статистичне тестування (наприклад, криві ROC (Receiver Operating Characteristic) та показник AUC (Area Under the Curve)) з перевіркою економічної значущості ознак.

На концептуальному рівні гібридні DPM розвиваються за двома методологічними напрямками (табл.1).

Таблиця 1

Методологічні напрямки розвитку гібридних DPM

Напрямок	Традиційна основа	ШІ розширення	Отримана вигода
Оцінка	Логістична / Пробіт-регресія	Нейронна мережа або градієнтне підсилення залишкового шару	Фіксує нелінійності
Калібрування	Байєсівське або максимальна ймовірність	k-середні або нечіткі C-середні кластери для відображення рейтингової шкали	Адаптивні класи PD

Ця таблиця демонструє, як гібридизація дозволяє гнучко поєднувати надійність статистичних методів з адаптивною точністю ШІ для вирішення конкретних завдань моделювання. Така двошарова конструкція забезпечує аналітичну чіткість і водночас додає гнучкості, що базується на даних, – характеристики, необхідні для сучасного управління кредитним ризиком.

Спираючись на оглянуту літературу, запропонована гібридна система моделювання дефолтів включає чотири послідовні етапи:

Етап 1. Архітектура даних та попередня обробка. Консолідоване сховище даних повинно інтегрувати внутрішні банківські дані (ефективність кредитів), зовнішні макрофінансові показники (зростання ВВП) та неструктуровані текстові вхідні дані. На цьому етапі відбувається інженерія ознак, фільтрація та нормалізація.

Етап 2. Гібридна модель моделювання.

- *Базовий рівень:* Логістична регресія генерує попередні оцінки PD.
- *Рівень навчання:* Модуль машинного навчання (наприклад, Random Forest або LightGBM) фіксує залишкову нелінійну дисперсію.
- *Інтеграційний рівень:* Ансамблеве зважування об'єднує результати.
- *Калібрувальний рівень:* Неконтрольоване кластерування (k-means) перетворює безперервні оцінки в дискретні класи рейтингу (наприклад, 11 класів), забезпечуючи монотонний прогрес PD.

Цей конвеєр забезпечує прозорий, але адаптивний механізм оцінювання, в якому інтерпретований статистичний блок співіснує з високопродуктивним двигуном штучного інтелекту.

Етап 3. Оцінка моделі та пояснюваність. Показники оцінки включають Коефіцієнт правильної класифікації (Correct Classification Rate, CCR) та Коефіцієнт точності (Accuracy Ratio, AR), ROC-AUC та F1-оцінку. Емпіричні тести від Bonini та Caivano [2] показують AR = 71% та CCR = 86% для гібридних нейронних мереж, проти AR = 66% для логістичної регресії. Хоча 5% покращення може здатися скромним, воно є значущим у великих портфелях. Гібридні моделі кращі тим, що фіксують складні, нелінійні взаємозв'язки (наприклад, поведінкові фактори), які лінійна регресія ігнорує. Однак це вимагає ретельної валідації, щоб уникнути ризику перенавчання (overfitting) на конкретних даних. Пояснюваність забезпечується за допомогою SHAP-графіків, що ранжують важливість змінних – де зазвичай домінують оцінки кредитних бюро та історія прострочених платежів [1].

Етап 4. Інтеграція в системи управління ризиками. Після валідації гібридна модель може підтримувати: автоматизовані системи раннього попередження, динамічні алгоритми ціноутворення та стрес-тестування. Впровадження повинно включати аудит справедливості відповідно до принципів Закону ЄС про штучний інтелект, який вимагає пояснюваності, справедливості та надійності моделей.

Запропонована гібридна структура заповнює прогалину між статистичним моделюванням та техніками ШІ на основі даних [1]. Завдяки вбудованим показникам пояснюваності, модель поєднує прогнозну ефективність із прозорістю наглядю, вирішуючи критику систем «чорного ящика». Протестована на великих масивах даних [2], архітектура демонструє свою придатність для реальних портфелів кредитних ризиків, перетворюючи моделювання дефолтів зі статичного завдання на динамічну систему навчання.

Отже, еволюція моделювання кредитного ризику нерозривно пов'язана з цифровою трансформацією фінансів. Традиційні моделі, хоч і прозорі, не можуть впоратися з високою розмірністю та нелінійністю сучасних даних, тоді як системи глибокого навчання, хоч і потужні, часто не є інтерпретованими. Майбутнє належить гібридним архітектурам, в яких статистична строгість економетрики поєднується з гнучкістю машинного навчання.

Для банківської системи України, що працює в умовах підвищеної невизначеності, впровадження таких адаптивних моделей є критично важливим для адекватної оцінки ризиків та стійкості. Зрештою, гібридні моделі дефолту є не тільки технологічною інновацією, але й основою для досягнення фінансової стійкості та надійного банківського обслуговування в банківських системах ЄС, США та країн з ринками, що розвиваються.

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.

Ряба В.Р.

Національний університет «Києво-Могилянська академія»,
студентка БП «Менеджмент», 1 курс

ДО ЕКОНОМІЧНИХ ПРОБЛЕМ УКРАЇНИ ПІД ЧАС ВОЄННОГО СТАНУ

У зв'язку з повномасштабним вторгненням РФ Україна зазнала багатьох проблем, які суттєво впливають на її економічний стан. Важливо вміти виявляти зміни, задля того, щоб прийняти заходи щодо зміцнення та забезпечення сталості економіки під час війни. Метою дослідження є розгляд деяких ключових проблем розвитку економіки України після повномасштабного вторгнення росії, які особливо загострилися на сучасному етапі.

Після початку повномасштабного вторгнення виникли проблеми на ринку робочої сили, з'явилася вимушена міграція робочої сили, руйнування та закриття підприємств, зростання державного боргу та інфляції, блокування морських портів, дефіцит електроенергії тощо [3]. Детальніше розглянемо проблеми міграції робочої сили та дефіцит електроенергії.

Міграція робочої сили суттєво впливає на економічні та соціальні процеси в як країн-донорів, так і країн-реципієнтів. Для України вимушена міграція робочої сили (за даними центру економічної стратегії [9], станом на кінець листопада 2024 року, за кордоном перебували 5,2 млн українських біженців) провокує такі загрози: брак висококваліфікованої робочої сили, що також відображається на рівні людського капіталу держави, знижується продуктивність праці та скорочуються бюджетні надходження на всіх рівнях, зростають потреби у соціальній підтримці (для таких груп населення, як: малозабезпечені, люди похилого віку, внутрішньо переміщене населення та ін.) тощо.

У зв'язку з вимушеним масовим виїздом робочої сили за кордон, внутрішньою міграцією та мобілізацією, дефіцит кадрів зростає і дефіцит робочої сили все ще залишається надзвичайно високим (рис. 1). Зовнішня міграція також негативно вплинула на ВВП – зменшився сукупний попит (рис. 2).

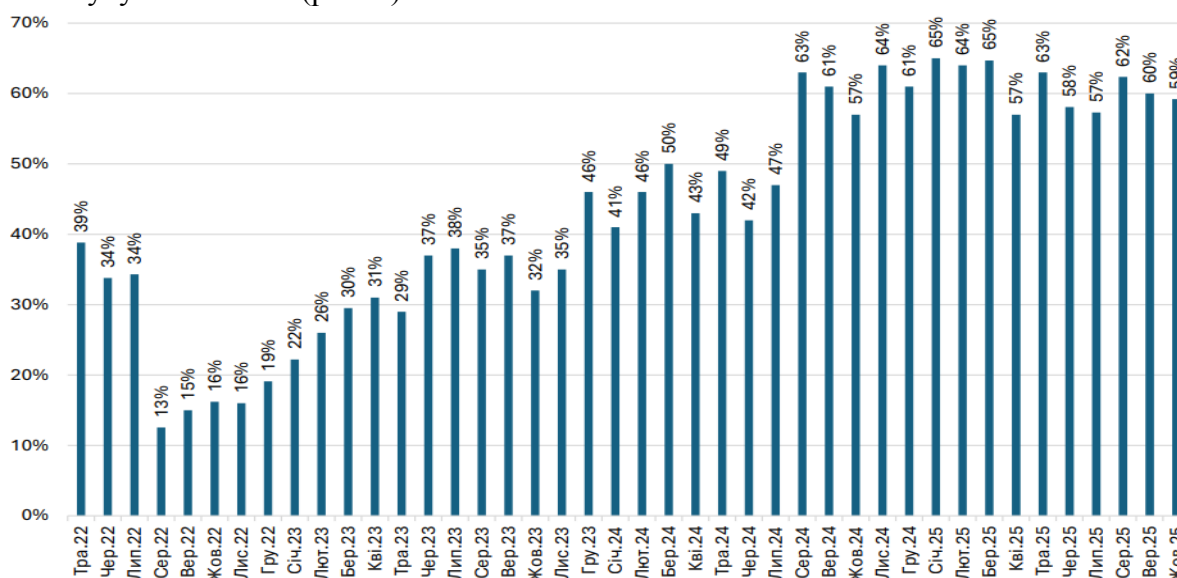


Рис. 1. Брак робочої сили внаслідок призову та/або виїзду співробітників у травні 2022 – жовтні 2025 роках, % респондентів [1, с. 33]