

**Овчаренко Петро Олександрович**

аспірант

Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна

ORCID: 0009-0007-6498-6488

p.ovcharenko@knute.edu.ua

**Палагута Катерина Олексіївна**

Кандидат економічних наук, доцент

Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна

ORCID: 0000-0003-1167-9509

palagutaea@knute.edu.ua

### МОДЕЛЮВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ІНТЕРПРЕТАЦІЇ ФІНАНСОВОГО СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА З ВИКОРИСТАННЯМ МЕТОДІВ ПОЯСНЮВАЛЬНОГО ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

**Анотація.** Поступова цифровізація бізнес-середовища та макроекономічна нестабільність, зумовлюють необхідність впровадження інструментів предиктивної аналітики для оцінки фінансової стійкості суб'єктів господарювання. Релевантні алгоритми машинного навчання (МН), зокрема ансамблі дерев рішень, забезпечують високу точність класифікації та прогнозування ризиків, проте функціонують за принципом «чорної скриньки». Це суттєво обмежує їх практичне застосування в корпоративному ризик-менеджменті й аудиті. Зокрема, через дефіцит прозорості та неможливість обґрунтування логіки прийняття рішень. У статті запропоновано концептуально математичну модель інтелектуальної системи прогнозування та інтерпретації фінансових показників підприємства. Модель інтегрує високу предиктивну спроможність адитивних ансамблів із методами пояснювального штучного інтелекту (Explainable Artificial Intelligence, XAI). Запропоновану модель подано у вигляді трьох взаємопов'язаних концептуальних блоків. Перший блок формує предиктивне ядро системи на основі регуляризованого ансамблю дерев рішень, який мінімізує функціонал втрат в умовах нелінійності фінансових масивів даних. Другий блок ґрунтується на апараті кооперативних ігор та методології TreeSHAP, забезпечуючи локальну декомпозицію внеску кожного фінансового індикатора у фінальний прогноз, а також розрахунок інтегральної глобальної значущості факторів на довгостроковому горизонті. Третій блок реалізує контур онлайн-моніторингу, в основу якого покладено оригінальний показник надійності, який зважає як точкову похибку моделі, так і структурну стабільність локальних векторів внесків Шеплі відносно їхнього історичного профілю. Експериментальну верифікацію системи здійснено на базі синтетичної фінансової звітності підприємств. Для забезпечення повної відтворюваності досліджень програмний код системи розгорнуто у відкритому репозиторії GitHub, що дозволить аналітикам налаштовувати параметри фреймворку під галузеву специфіку конкретних локальних датасетів. Інтеграція інструментів XAI та контуру оцінки надійності дозволяє трансформувати складні нелінійні моделі у прозорі системи підтримки прийняття рішень, мінімізуючи суб'єктивні ризики фінансового аналізу.

**Ключові слова:** фінансовий стан підприємства; фінансове прогнозування; машинне навчання; штучний інтелект; пояснювальний штучний інтелект; прогнозна аналітика; фінансовий аналіз; фінансові ризики; інтерпретація моделей; дерева рішень.

#### ВСТУП

В умовах макроекономічної нестабільності та високого рівня невизначеності ринкового середовища на тлі воєнного стану, обумовленого озброєною агресією проти нашої країни з боку РФ, здатність підприємства до своєчасного та точного прогнозування власних фінансових результатів стає визначальним фактором забезпечення фінансової стійкості будь якого об'єкту господарювання. Класичні методи та моделі фінансового моделювання, які базуються на лінійних статистичних методах [1-14], виявилися



недостатньо ефективними при роботі з багатовимірними, нелінійними масивами фінансових даних сучасної корпоративної звітності.

Вважаємо, що впровадження методів машинного навчання (МН або Machine Learning, ML), зокрема ансамблевих алгоритмів на базі дерев рішень, дозволить суттєво підвищити точність предиктивної аналітики для українських підприємств. Проте широке використання таких моделей в реальному секторі економіки та ризик-менеджменті гальмується проблемою «чорної скриньки». Керівники, аудитори та фінансові аналітики потребують не лише кінцевого точкового прогнозу. Фахівцям, важливі інструменти для прозорого розуміння того, які саме фінансові індикатори драйвили цей прогноз. У зв'язку з цим, релевантною задачею є інтеграція потужних предиктивних моделей з методами пояснювального штучного інтелекту (Explainable Artificial Intelligence, XAI).

**Постановка проблеми.** Незважаючи на значний потенціал методів XAI у фінансовому секторі, існує певний розрив між теоретичними розробками у сфері машинного навчання та їхньою практичною адаптацією для завдань фінансового менеджменту. Класичні системи прогнозування зазвичай ігнорують складні взаємозв'язки, тобто мультиколінеарність, між показниками ліквідності, рентабельності та ділової активності окремого суб'єкту господарювання. Отже виникла об'єктивна потреба у синтезі обчислювального ядра такої інтелектуальної системи прогнозування, яка б не лише генерувала прогнози на основі ансамблевих методів, але й забезпечила б локальну та глобальну інтерпретацію фінансових результатів через певний математичний апарат, який налаштовано до потреб управлінського обліку та ризик-менеджменту конкретного підприємства.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Дослідження проблематики прогнозування фінансової стійкості та результативності підприємств має потужне теоретичне підґрунтя як у вітчизняній, так і в зарубіжній науці [1–14]. Вагомий внесок у розвиток концептуальних та методичних підходів до оцінки фінансових показників зробили українські вчені. Зокрема, базові аспекти аналізу і прогнозування фінансової стійкості підприємства висвітлено у працях Борецької Н. П. та Міщенко К. В. [1]. Огляд та систематизацію наявних методів прогнозування фінансового стану наведено у дослідженнях Кузьміної О. М., Печериці Ю. С., Гришук Л. В. [4] та Юнацького М. Я. О. [5]. Питання управління стратегічними змінами та аналітичного забезпечення підприємств малого і середнього бізнесу ґрунтовно досліджено колективом авторів на чолі з Сатир Л. М. [2]. Сучасні концептуальні підходи до моделювання впливу фінансових показників на прибуток та загальну прибутковість підприємства сформульовано в роботах Драченка А. і Юрчишеної Л. [6], а також Гайбури Ю. А. [7]. Важливість інтеграції прогнозування із системами ризик-менеджменту підкреслено у дослідженнях Юрчишеної Л. В. та Юрчишена Д. В. [3].

Безпосередньо проблематику застосування ансамблевих алгоритмів машинного навчання для прогнозування фінансових показників підприємства досліджено Палагуютою К. О. [15]. У роботі розглянуто та порівняно алгоритми Random Forest, Gradient Boosting, AdaBoost, Extra Trees і XGBoost, а також проаналізовано якість прогнозування за метриками MAE, RMSE, MAPE та  $(R^2)$ . Автор обґрунтовує доцільність використання ансамблевих методів для моделювання нелінійних залежностей у фінансових даних і підтримки управлінських рішень. Водночас питання інтеграції таких моделей із засобами пояснення прогнозів та безперервного оцінювання їхньої надійності потребує подальшого дослідження.

З іншого боку, розвиток предиктивної аналітики сприяв формуванню напрямку пояснювального штучного інтелекту (XAI), покликаною зробити моделі прозорішими. Загальні концепції, таксономії та виклики XAI розкрито у фундаментальних оглядах Adadi A. та Berrada M. [11], Guidotti R. та співавторів [12], Arrieta A. B. та співавторів [13], а також у монографії Molnar C. [10].

Математичним фундаментом сучасної інтерпретації складних моделей став апарат кооперативних ігор, започаткований класичною працею L. S. Shapley щодо оцінювання внеску гравців [14]. Сьогодні цей підхід адаптовано для завдань машинного навчання у вигляді методу SHAP (SHapley Additive exPlanations) завдяки роботі Lundberg S. M. та Lee S. I. [8]. Подальший розвиток методології SHAP для ансамблів дерев рішень (TreeSHAP), що забезпечив ефективне обчислення внесків ознак у прогноз, представлено в роботі Lundberg S. M. та співавторів [9].

Попри ґрунтовність наведених досліджень, питання комплексного поєднання прогнозування фінансових показників на основі ансамблевих алгоритмів, пояснення отриманих результатів методами SHAP та безперервного моніторингу надійності прогнозних рішень залишається актуальним напрямом досліджень.

**Мета статті.** Метою статті є розроблення та теоретичне обґрунтування концептуальної математичної моделі інтелектуальної системи прогнозування та інтерпретації фінансового стану підприємства на основі ансамблевих алгоритмів машинного навчання та методів пояснювального штучного інтелекту, а також інтеграція механізму моніторингу надійності прогнозів для підвищення прозорості й обґрунтованості фінансового аналізу та підтримки управлінських рішень..



## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Функціонування інтелектуальної системи прогнозування та інтерпретації фінансових показників базується на інтеграції предиктивного моделювання та теоретико-ігрового аналізу простору ознак. Математичний апарат системи концептуально розділено на три взаємопов'язані блоки.

Блок 1 – предиктивне ядро системи.

Задачу прогнозування фінансового стану подаємо як пошук оптимального нелінійного оператора відображення вхідного вектору фінансових індикаторів  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$  на цільовий прогноз  $\hat{y}$ . Базовим алгоритмом обрано ансамбль адитивних дерев рішень, загальний прогноз якого обчислюємо як суму функцій окремих дерев:

$$\hat{y} = f(X) = \sum_{k=1}^K f_k(X). \quad (1)$$

Для забезпечення стійкості моделі до викидів у фінансовій звітності та уникнення перенавчання, оптимізацію внутрішніх параметрів  $\theta$  реалізуємо шляхом мінімізації регуляризованого функціонала якості:

$$J(\theta) = \sum_{j=1}^N L(y_j, \hat{y}_j) + \lambda \|\theta\|_2^2, \quad (2)$$

де  $L$  – емпірична функція втрат, до прикладу, середньоквадратична похибка для  $N$  навчальних прикладів;  $\lambda$  – гіперпараметр  $L_2$ -регуляризації.

Блок 2 – локальна та глобальна інтерпретація (XAI).

Для подолання проблеми «чорної скриньки» та визначення внеску кожного індикатора застосуємо апарат кооперативних ігор. Характеристична функція коаліції  $v(S)$ , яка моделює прогноз за умови відомих значень лише частини індикаторів  $X_S$ , визначена через умовне математичне сподівання:

$$v(S) = E[f(X)|X_S = x_S]. \quad (3)$$

Локальний маржинальний внесок кожного  $i$ -го фінансового фактора у конкретний прогноз (вектор SHAP) розраховуємо за класичною формулою Шеплі:

$$\phi_i(v) = \sum_{S \subseteq N \setminus \{i\}} \frac{|S|!(|N|-|S|-1)!}{|N|!} [v(S \cup \{i\}) - v(S)], \quad (4)$$

де  $N$  – загальна множина фінансових показників;  $S$  – поточна коаліція індикаторів.

Згідно з аксіомою адитивності, сума всіх локальних внесків та базового математичного сподівання  $\phi_0$  дорівнює кінцевому точковому прогнозу моделі:

$$f(x) = \phi_0 + \sum_{i=1}^M \phi_i. \quad (5)$$

Для переходу від пояснення одиничних прогнозів до оцінки загальної структури фінансових драйверів підприємства розраховуємо глобальну інтелектуальну значущість  $I_i$  кожного індикатора за весь часовий горизонт  $T$ :

$$I_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |\phi_{i,t}|. \quad (6)$$

Блок 3 – моніторинг надійності прогнозних рішень

Оскільки у фінансових системах важливою є стабільність механізму прийняття рішень, модель доповнено інтегральним показником надійності  $C_t$ . Він здійснює онлайн-верифікацію, зважуючи поточну абсолютну похибку та структурну стабільність локальних внесків Шеплі відносно їх історичних середніх значень  $\phi_i^-$ :

$$C_t = (1 - \alpha |y_t - \hat{y}_t|) \cdot \left(1 - \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\phi_{i,t} - \phi_i^-)^2\right), \quad (7)$$

де  $\alpha$  – ваговий коефіцієнт (від 0 до 1), який балансує пріоритети між точністю та стабільністю факторної структури.

Реалізація математичної моделі (1) – (7) прогнозування та інтерпретації фінансових показників потребує проектування спеціалізованої архітектури інтелектуальної системи. Архітектурне проектування



системи здійснено відповідно до концепції Explainable Artificial Intelligence (XAI), згідно з якою кожне прогнозне рішення повинно супроводжуватися механізмом пояснення. На відміну від наявних систем фінансового прогнозування, запропонована в поточному параграфі архітектура забезпечить одночасне виконання двох функцій. А саме: формування прогнозу; математично обґрунтованої інтерпретації.

Оскільки система орієнтована на розв'язання завдань у сфері комп'ютерних наук із високими вимогами до обчислювальної складності, див. таблицю 5, зокрема, через комбінацію предиктивного моделювання та теоретико-ігрового аналізу, її архітектура побудована на принципах модульності, масштабованості, слабого зв'язку та сервіс-орієнтованого підходу, див. рис. 1.

Головною рисою проектованої архітектури є чітке розділення обчислювальних контурів:

контур збору та підготовки даних;

контур предиктивного моделювання (ML/DL-ядра);

спеціалізований контур розпакування «чорної скриньки» (XAI-модуля на базі вектора Шеплі).

Така архітектура дозволить нам незалежно модернізувати прогноуючі алгоритми без зміни логіки пояснення та інтерфейсу користувача.

Загальна структурно-функціональна організація інтелектуальної системи включає п'ять основних підсистем (модулів) для повної реалізації на GitHub.

#### 1. Підсистема інтеграції та збереження даних.

Цей рівень є фундаментом системи і відповідає за взаємодію із зовнішнім середовищем.

Модуль ETL-пайплайнів (Extract, Transform, Load) який здійснює автоматизоване вивантаження первинних фінансових даних. Це балансові звіти, звіти про фінансові результати, рух грошових коштів, внутрішні аналітичні відомості тощо з корпоративних ERP/CRM систем, а також парсинг зовнішніх макроекономічних індикаторів, як-от курси валют, індекси інфляції, галузеві індекси.

Сховище даних яке реалізоване у вигляді гібридної БД. Реляційний компонент на базі PostgreSQL використовуємо для збереження структурованої фінансової звітності підприємства, детермінованих довідників та метаданих. Сховище типу NoSQL або файлове сховище для бінарних об'єктів застосовуємо для серіалізації навчених моделей, збережених матриць взаємодії Тейлора-Шеплі та деталізованих логів локальних пояснень.

#### 2. Конвеєр препроцесингу та інженерії ознак.

Цей модуль забезпечує трансформацію сирих даних у математично коректну вибірку  $D$ , описану у формулі (1).

Блок очищення та імпуатації даних виконує алгоритмічне відновлення пропущених значень у часових рядах за допомогою лінійної інтерполяції (або методів найближчих сусідів) та фільтрацію аномальних викидів, які можуть спотворити навчання нелінійного оператора.

Блок математичних трансформацій, який здійснює нормалізацію (тобто MinMax або Z-score масштабування) та перевірку фінансових рядів на стаціонарність за допомогою розширеного тесту Дікі-Фуллера (ADF). За умови виявлення нестационарності, блок автоматично виконує операцію взяття різниць першого або другого порядку для формування багатовимірного вектора ознак  $X_t$ .

#### 3. Предиктивне ядро системи.

Ядро відповідає за побудову оптимального оператора відображення  $f$  та генерацію прогнозів.

Сервіс машинного навчання (ML Engine), який містить бібліотеку предиктивних алгоритмів (XGBoost, LightGBM, CatBoost, а також блоки LSTM/GRU мереж для складних часових послідовностей). Цей сервіс виконує мінімізацію цільового функціоналу якості, див. вираз 4, з урахуванням регуляризації (див. вираз 6).

Менеджер гіперпараметрів на основі генетичних алгоритмів або байєсівської оптимізації здійснює автоматичний підбір конфігурацій моделей (глибина дерев, темп навчання, коефіцієнт регуляризації  $\lambda$ ).

Реєстр моделей який забезпечує версіонування навчених моделей, збереження їхніх вагових коефіцієнтів  $\theta$  та відстеження метрик похибок для забезпечення концепції відтворюваності результатів (reproducibility).

#### 4. Модуль теоретико-ігрового пояснення та інтердепенденції (XAI та Interaction Engine).

Цей компонент є ядром наукової новизни системи та реалізує математичний апарат, описаний у формулах (1)–(7).



Рис. 1. Архітектура інтелектуальної системи

Обчислювач KernelSHAP/TreeSHAP, зокрема приймає на вхід згенерований точковий прогноз та структуру поточної активованої ML-моделі. Він реалізує рекурсивну процедуру (23) для миттєвого розрахунку локальних внесків Шеплі  $\phi_i$  для кожного вхідного фінансового індикатора, гарантуючи виконання аксіом ефективності.

Аналізатор синергії та взаємодії чинників на основі різницевих операторів другого порядку обчислює парні внески взаємодії Шеплі-Тейлора. Результатом його роботи є формування симетричної матриці інтердепенденції  $\Psi$ , яка віддзеркалює приховані нелінійні зв'язки між різними аспектами фінансової діяльності. Це до прикладу випадок коли оборотність активів підсилює ефект від зміни чистого прибутку.

Глобальний агрегатор, який виконує усереднення абсолютних локальних ефектів для переходу від одиничного прогнозу до макрооцінки стабільності підприємства на довгостроковому інтервалі.

## 5. Підсистема верифікації та підтримки прийняття рішень

Останній рівень архітектури, який трансформує математичні вектори у прикладну бізнес-аналітику.

Монітор надійності прогнозів синхронно розраховує інтегральний показник  $C_t$  за формулою (7). Він порівнює поточну структуру внесків фінансових показників із їхнім історичним профілем  $\phi_i^-$ . У випадку



виявлення структурних аномалій, тобто коли прогноз є оптимістичним, але зумовлений випадковим нетиповим фактором, монітор знижує рівень надійності  $C_t$  та надсилає попередження аналітику.

XAI-візуалізатор (Інтерфейс користувача) генерує графічні аналітичні звіти у вигляді інтерактивних дашбордів. Він відображає точковий прогноз  $\hat{y}_{t+h}$ , інтервали невизначеності  $\sigma^2$  (8), «графіки сили» для локальних рішень та теплові карти матриць взаємодії  $\Psi$ .

Взаємодія між підсистемами в межах архітектури, див. рис. 1 організована за допомогою двоконтурного циклу. А саме контуру офлайн-навчання та контуру онлайн-інференсу й пояснення.

В контурі офлайн-навчання дані з ETL-модуля проходять очищення, стаціонаризацію та формують навчальну вибірку. Менеджер гіперпараметрів запускає ітераційне навчання моделей у предиктивному ядрі, оптимізуючи функціонал втрат  $J(\theta)$ . Найкраща модель серіалізуємо та зберігаємо у реєстрі моделей разом із розрахованими базовими маточікуваннями  $\phi_0$  та історичними середніми профілями значущості факторів  $\phi_i^-$ .

В контурі онлайн-інференсу оператор або тригер системи надсилає вектор поточного стану підприємства  $X_t$  за поточний звітний період. Активна модель з Реєстру генерує точковий прогноз  $\hat{y}_{t+h}$ . Цей прогноз одночасно з вектором  $X_t$  переходить до модуля теоретико-ігрового пояснення. Алгоритм TreeSHAP декомпозує результат на суму внесків. Своєю чергою аналізатор взаємодії розраховує поточні коефіцієнти матриці  $\Psi$ . Далі отримані аналітичні артефакти надходять до Монітора надійності, який вираховує коефіцієнт  $C_t$  і передає повний пакет даних (прогноз  $\rightarrow$  локальне пояснення  $\rightarrow$  матриця взаємодії  $\rightarrow$  індекс надійності) на XAI-візуалізатор для кінцевого користувача (фінансового директора, ризик-менеджера або аналітика).

Проектування архітектури за такою структурно-функціональною схемою, яку наведено на рис. 1 та 2 та у таблиці 1 забезпечує обчислювальну ефективність системи, оскільки ресурсомісткі операції з декомпозиції прогнозів оптимізовані на рівні внутрішніх аналітичних сервісів.

Таблиця 1

– Основні модулі архітектури системи

| Модуль              | Основні функції         | Вхідні дані           | Вихідні дані      |
|---------------------|-------------------------|-----------------------|-------------------|
| ETL                 | Завантаження даних      | ERP/CRM               | Очищені дані      |
| Preprocessing       | Нормалізація, імпутація | Сирі дані             | Ознаки            |
| ML Engine           | Навчання моделі         | Ознаки                | Прогноз           |
| XAI Engine          | SHAP, Shapley-Taylor    | Прогноз + модель      | Пояснення         |
| Reliability Monitor | Розрахунок індексу $R$  | Пояснення             | Оцінка надійності |
| Dashboard           | Візуалізація            | Аналітичні результати | Звіт              |

Зазначимо, що поєднання локальних та глобальних механізмів пояснення дозволить нам аналізувати фінансову систему на різних рівнях деталізації. Локальні пояснення орієнтовані на дослідження окремих прогнозних ситуацій, тоді як глобальні оцінки забезпечують виявлення довгострокових закономірностей функціонування підприємства та структури його фінансових драйверів.

Для верифікації запропонованої моделі для прогнозування та інтерпретації фінансових показників проведено обчислювальний експеримент на синтетичних даних. Це дозволило контролювати властивості вхідних процесів та оцінити здатність моделі відновлювати нелінійні залежності.

Мета експерименту – перевірити коректність реалізації моделі в контрольованих умовах, оцінити чутливість моделі до нелінійностей, взаємодій та шуму, а також продемонструвати здатність SHAP-аналізу правильно визначати внески фінансових індикаторів.

Algorithm 1: Інтелектуальна система прогнозування фінансових показників з ХАІ та моніторингом надійності

Вхід : Сирі фінансові дані з ERP/CRM, зовнішні макроіндикатори  
Вихід: Серіалізована модель, локальні SHAP-внески  $\Phi_t$ , матриця взаємодій  $\Psi_t$ , індекс надійності  $C_t$ , дашборд

```

1 begin
2   // Параметри системи
3   train_ratio ← 0.8;
4   C_threshold ← 0.6;
5   α ← 0.5 // ваговий коефіцієнт у формулі надійності
6   // Офлайн контур: збір даних, препроцесинг, навчання
7   RawData ← ETL_Load(sources);
8   Store(RawData, DataWarehouse);
9   D ← Preprocess(RawData);
10  // очищення, імпуція, фільтрація викидів, нормалізація, ADF,
    диференціювання
11  (D_train, D_test) ← Split(D, train_ratio);
12  best_params ← HyperparameterOptimize(model_family, D_train);
13  Model ← TrainModel(model_family, D_train, best_params);
14  Evaluate(Model, D_test) // MSE, R2
15  SaveModel(Model, ModelRegistry);
16  SaveMetadata(φ0, historical_mean_phi);
17  // Онлайн контур: інференс, пояснення, моніторинг
18  while not StopSystem do
19    Xt ← GetCurrentFeatures();
20    Model ← LoadModel(ModelRegistry, latest);
21    ŷt+h ← Predict(Model, Xt);
22    Φt ← TreeSHAP_Explain(Model, Xt);
23    // Φt = [φ1,t, ..., φM,t]; базове очікування φ0
24    Ψt ← ComputeInteractionMatrix(Model, Xt);
25    // матриця парних внесків (Shapley-Taylor)
26    UpdateHistoricalMeans(historical_mean_phi, Φt);
27    errt ← if available |yt+hobs - ŷt+h| // або NA
28    dispersiont ←  $\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\phi_{i,t} - \bar{\phi}_i)^2$ ;
29    Ct ← 1 - α · errt · (1 - dispersiont);
30    if Ct < C_threshold or StructuralAnomalyDetected(Φt,
        historical_mean_phi) then
31      SendAlert(analyst, ŷt+h, Φt, Ψt, Ct);
32    end
33    RenderDashboard(ŷt+h, Φt, Ψt, Ct, uncertainty_intervals);
34    LogInference(Model.id, Xt, ŷt+h, Φt, Ψt, Ct);
35  end
36  // Короткий опис допоміжних процедур (умовні позначення)
37  // Preprocess: очищення, імпуція (лінійна або kNN),
    фільтрація викидів, нормалізація (MinMax/Z), ADF-тест,
    диференціювання, генерація ознак
38  // HyperparameterOptimize: генетичний алгоритм або
    байєсівська оптимізація
39  // TreeSHAP_Explain: декомпозиція ŷ на φ0 + ∑ φi
40  // ComputeInteractionMatrix: обчислення парних внесків
    (Shapley-Taylor)
41  // ComputeReliabilityIndex: реалізація формули (7) та обробка
    відсутніх спостережень
42 end

```

Рис. 2. Псевдокод, який ілюструє роботу інтелектуальної системи

Синтетичний датасет створено згідно з виразами (1)–(7). Згенеровано  $N = 1000$  незалежних спостережень, кожне з яких містить п'ять фінансових показників (ознак), що відповідають групам. А саме:  $x_1$  – ліквідність;  $x_2$  – рентабельність;  $x_3$  – фінансова стійкість;  $x_4$  – ділова активність;  $x_5$  – грошовий потік.

Кожна ознака згенерована з нормального розподілу  $N(0,1)$ . Цільову змінну  $y$  (прогнозований фінансовий показник) побудовано як нелінійну функцію ознак з додаванням гаусового шуму:

$$y = 0.3x_1 + 0.5\tan(x_2) + 0.2x_3^2 + 0.15x_4 + 0.1x_5 + 0.1x_1x_2 + \varepsilon, \quad \varepsilon \sim N(0, 0.1^2).$$

Така специфікація дозволила імітувати релевантні властивості фінансових систем. А саме нелінійність (гіперболічний тангенс, квадратичний член), парну взаємодію (добуток  $x_1x_2$ ) та випадкові збурення. На відміну від корпоративних даних, тут відомі справжні залежності. А це дало змогу перевірити, чи виявляє SHAP-аналіз правильні фактори впливу.

Застосовано наступну процедуру експерименту. Розбиття вибірки - 80% спостережень використано для навчання, 20% – для тестування. У синтетичному експерименті через відсутність часової залежності застосовано випадкове перемішування.

Для оцінювання якості обчислено середньоквадратичну помилку (MSE) та коефіцієнт детермінації  $R^2$  на тестовій вибірці.

Результати експерименту на синтетичних даних наведено на рис. 3 та 4.

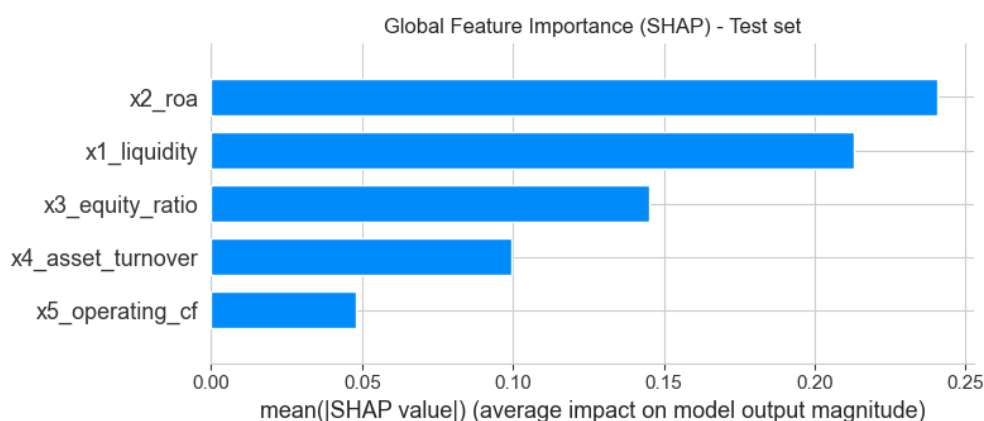


Рис. 3. Глобальна важливість фінансових показників за SHAP (синтетичні дані)

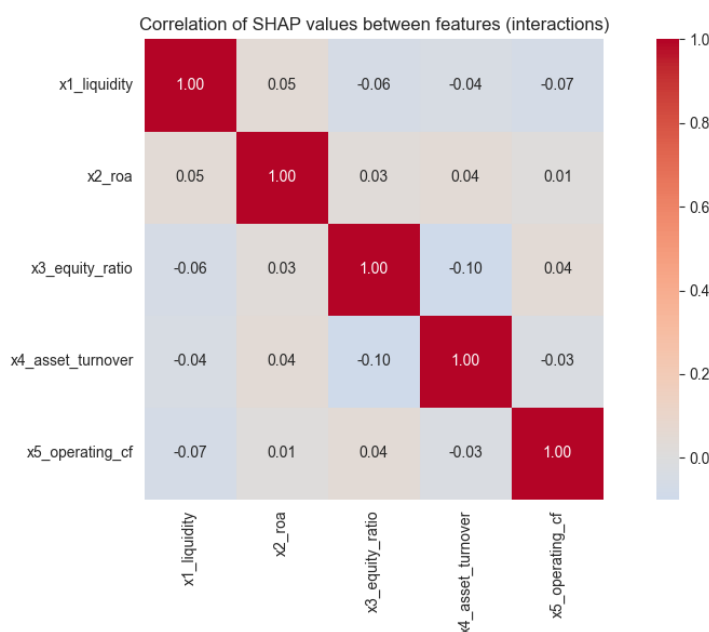


Рис. 4. Теплова карта кореляції SHAP-значень між ознаками (синтетичні дані)

Отже, програмна реалізація фреймворку на базі псевдокоду на рис. 2 та доступність його вихідного коду на GitHub гарантують відтворюваність результатів і відкривають можливості для масштабування та адаптації моделі під специфіку різних галузей національної економіки.

Запропонована модель інтелектуальної системи демонструє якісно новий підхід до аналізу фінансового стану підприємства, долаючи протиріччя між точністю моделі та її інтерпретованістю. Виділення математичного «ядра» із рівнянь (1) – (7) дозволяє сформувати прозорий і водночас гнучкий конвеєр опрацювання даних. Перший блок, заснований на мінімізації регуляризованого функціонала якості. Блок забезпечив стійкість до типових проблем фінансової звітності – мультиколінеарності показників та наявності атипових викидів. На відміну від наявних регресійних моделей, де мультиколінеарність вимагає виключення важливих факторів, адитивний ансамбль ефективно використовує взаємозв'язки між ними. Головна наукова та практична цінність розробленої системи



сконцентровано у другому та третьому блоках. Застосування методології TreeSHAP дозволяє фінансовому менеджеру бачити індивідуальну «траєкторію формування ризику» для кожного конкретного підприємства або звітного періоду. Замість абстрактних усереднених коефіцієнтів, система розраховує точний математичний внесок  $\phi_i$  кожного індикатора. Це дозволяє визначити, який саме чинник, наприклад, зниження оборотності активів чи зростання короткострокових зобов'язань став тригером погіршення кредитного рейтингу чи зниження фінансової стійкості. Зазвичай якість ML-моделей оцінюють по фактум за допомогою статичних метрик (Assigasy, ROC-AUC). У фінансовому менеджменті застосування такої парадигми є ризикованим, оскільки модель може видати формально правильний прогноз, спираючись на випадкові або спотворені профілі ознак. Запропонований критерій  $C_t$  здійснює синхронний моніторинг стабільності факторної структури. Якщо система фіксує, що поточний вектор внесків Шеплі суттєво відхиляється від історичного профілю  $\phi_i$ , показник надійності пропорційно знижується. Це сигналізує аналітику про виникнення прихованих структурних аномалій або про концептуальний зсув у даних, коли модель починає втрачати свою адекватність і потребує перенавчання. Зважаючи на те, що експериментальна перевірка здійснювалася на обмеженій вибірці фінансових даних, універсальність запропонованої архітектури забезпечено її відкритою програмною реалізацією. Оскільки кожен сектор економіки України (аграрний, промисловий, IT) має свою специфіку формування фінансових результатів, фіксація жорстких параметрів була б недоцільною. Розміщення коду на GitHub дозволить кінцевим користувачам самостійно імпортувати власні масиви даних, виконувати препроцесинг, налаштовувати гіперпараметри та отримувати адаптовані під локальний ринок поверхні перемикачів рішень.

## ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У статті розв'язано актуальну науково-практичну задачу підвищення прозорості та надійності інтелектуальних систем фінансового моніторингу підприємств шляхом синтезу математичної моделі, яка інтегрувала предиктивні можливості градієнтного бустингу із теоретико-ігровим апаратом пояснювального штучного інтелекту (XAI). Запропоновано триблокову архітектуру системи. Архітектура охоплює предиктивне ядро, блок локальної та глобальної інтерпретації на основі векторів Шеплі, а також оригінальний контур оцінювання надійності прогнозних рішень. Доведено, що модель забезпечує перехід від парадигми «чорної скриньки» до інтерпретованого моделювання за допомогою TreeSHAP та створює підґрунтя для прийняття стратегічних рішень у ризик-менеджменті підприємств. Програмна реалізація фреймворку та доступність його вихідного коду на GitHub гарантують відтворюваність результатів і відкривають можливості для масштабування та адаптації моделі під специфіку різних галузей національної економіки.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Борецька, Н. П., & Міщенко, К. В. (2016). Аналіз і прогнозування фінансової стійкості підприємства. Інвестиції: практика та досвід, (20), 63-66.
2. Сатир, Л. М., Кепко, В. М., Новікова, В. В., & Непочатенко, А. В. (2021). Управління стратегічними змінами як складова аналітичного забезпечення прогнозування фінансових результатів підприємств малого і середнього бізнесу. Економіка та держава, (9), 38-44.
3. Юрчишена, Л. В., & Юрчишен, Д. В. (2024). Концепція управління та ризик-менеджмент для прогнозування фінансових результатів підприємства. Економіка і організація управління, 143-154.
4. Кузьміна, О. М., Печериця, Ю. С., & Гришук, Л. В. (2016). Методи прогнозування фінансових показників діяльності підприємства. Молодий вчений, (1 (1)), 89-92.
5. Юнацький, М. Я. О. (2018). Огляд сучасних методів прогнозування фінансового стану підприємства. Ефективна економіка, (4).
6. Драченко, А., & Юрчишена, Л. (2022). Концептуальний підхід до моделювання впливу фінансових показників на прибуток підприємства. Економіка та суспільство, (44).
7. Гайбура, Ю. А. (2023). Методичні підходи щодо оцінки і прогнозування прибутковості підприємства. Подільський вісник: сільське господарство, техніка, економіка, (38), 118-124.
8. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. Advances in neural information processing systems, 30.
9. Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., ... & Lee, S. I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. Nature machine intelligence, 2(1), 56-67.



10. Molnar, C. (2020). Interpretable machine learning. Lulu. com.
11. Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: a survey on explainable artificial intelligence (XAI). IEEE access, 6, 52138-52160.
12. Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. ACM computing surveys (CSUR), 51(5), 1-42.
13. Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. Information fusion, 58, 82-115.
14. Shapley, L. S. (1953). A value for n-person games.
15. Палагута, К. О. (2026). Дослідження ефективності ансамблевих алгоритмів машинного навчання в задачах фінансового прогнозування. System Technologies, 3(164), 235–245.

**Petro Ovcharenko**

PhD student

State University of Trade and Economic, Kyiv, Ukraine

ORCID: 0009-0007-6498-6488

*p.ovcharenko@knu.edu.ua***Kateryna Palahuta**

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor

Associate Professor of the Department of Software Engineering and Cybersecurity

State University of Trade and Economic, Kyiv, Ukraine

ORCID: 0000-0003-1167-9509

*palagutaea@knu.edu.ua***MODELING AN INTELLIGENT SYSTEM FOR FORECASTING AND INTERPRETING THE FINANCIAL CONDITION OF AN ENTERPRISE USING EXPLAINABLE ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS**

**Abstract.** The gradual digitalization of the business environment and macroeconomic instability necessitate the implementation of predictive analytics tools for assessing the financial stability of business entities. Relevant machine learning (ML) algorithms, particularly ensembles of decision trees, provide high accuracy in classification and risk prediction but operate as “black boxes”. This significantly limits their practical application in corporate risk management and auditing due to a lack of transparency and the inability to justify the logic behind decision-making. The paper proposes a conceptual mathematical model of an intelligent system for forecasting and interpreting enterprise financial indicators. The model combines the high predictive capability of additive ensembles with Explainable Artificial Intelligence (XAI) methods. The proposed model consists of three interconnected conceptual blocks. The first block forms the predictive core of the system based on a regularized ensemble of decision trees that minimizes the loss function under the nonlinear characteristics of financial datasets. The second block is based on cooperative game theory and the TreeSHAP methodology, enabling the local decomposition of the contribution of each financial indicator to the final prediction, as well as the calculation of the aggregate global importance of factors over a long-term horizon. The third block implements an online monitoring component based on an original reliability indicator that accounts for both the point prediction error of the model and the structural stability of local Shapley contribution vectors relative to their historical profile. Experimental validation of the system was performed using synthetic financial statements of enterprises. To ensure full reproducibility of the research, the system source code was deployed in an open GitHub repository, allowing analysts to adapt the framework parameters to the industry-specific characteristics of particular local datasets. The integration of XAI tools and the reliability assessment component enables complex nonlinear models to be transformed into transparent decision-support systems while reducing subjective risks in financial analysis.

**Keywords:** enterprise financial condition; financial forecasting; machine learning; artificial intelligence; explainable artificial intelligence; predictive analytics; financial analysis; financial risks; model interpretation; decision trees.

**REFERENCES**

1. Boretska, N. and Mishchenko, K. (2016). Analysis and prognostication of financial firmness in enterprise, *Investytsiyyi: praktyka ta dosvid*, (20), 63–66.
2. Satyr, L., Kepko, V., Novikova, V., & Nepochatenko, A. (2021). Strategic change management as a component of analytical support for forecasting the financial results of small and medium-sized enterprises. *Ekonomika ta derzhava*, (9), 38-44. <https://doi.org/10.32702/2306-6806.2021.9.38>
3. Yurchyshena, L. V., & Yurchyshen, D. V. (2024). Kontseptsiiia upravlinnia ta ryzyk-menedzhment dlia prohnouzuvannia finansovykh rezultativ pidpriemstva. *Ekonomika i orhanizatsiia upravlinnia*, (2), 143–154.
4. Kuzmina, O. M., Pecherytsia, Yu. S., & Hryshchuk, L. V. (2016). Metody prohnouzuvannia finansovykh pokaznykiv diialnosti pidpriemstva. *Molodyi vchenyi*, (1 (1)), 89–92.



5. Yunackiy, M. O. (2018). Review of the modern methods of forecasting the financial state of the enterprise, *Efektivna ekonomika*, (4).
6. Drachenko, A., & Yurchyshena, L. (2022). Kontseptualnyi pidkhid do modeliuvannya vplyvu finansovykh pokaznykiv na prybutok pidpriemstva. *Ekonomika ta suspilstvo*, (44). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-44-44>
7. Haibura, Yu. A. (2023). Metodichni pidkhody shchodo otsinky i prohnozuvannya prybutkovosti pidpriemstva. *Podilian Bulletin Agriculture Engineering Economics*, (38), 118–124.
8. Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, 30.
9. Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., ... & Lee, S. I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature machine intelligence*, 2(1), 56-67.
10. Molnar, C. (2020). *Interpretable machine learning*. Lulu. com.
11. Adadi, A., & Berrada, M. (2018). Peeking inside the black-box: a survey on explainable artificial intelligence (XAI). *IEEE access*, 6, 52138-52160.
12. Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. *ACM computing surveys (CSUR)*, 51(5), 1-42.
13. Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Benetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information fusion*, 58, 82-115.
14. Shapley, L. S. (1953). A value for n-person games.
15. Palahuta, K. O. (2026). Doslidzhennia efektyvnosti ansamblevykh alhorytmiv mashynnoho navchannia v zadachakh finansovoho prohnozuvannya. *System Technologies*, 3(164), 235–245.

Отримано редакцією журналу / Received: 02.06.26

Прорецензовано / Revised: 15.07.26

Схвалено до друку / Accepted: 26.10.26



This work is licensed under Creative Commons Attribution-noncommercial-sharealike 4.0 International License.