КІБЕРБЕЗПЕКА: освіта, наука, техніка
CYBERSECURITY: EDUCATION, SCIENCE, TECHNIQUE
№ 4 (28), 2025
ISSN 2663 - 4023
DOI 10.28925/2663-4023.2025.28.781793
УДК 004.42:657.6

Гнатченко Дмитро Дмитрович
старший викладач кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки
Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна
ORCID ID: 0000-0002-6584-4525
dmitriy.gnatchenko@gmail.com

Десятко Альона Миколаївна
PhD, доцент, завідувач кафедри інженерії програмного забезпечення та кібербезпеки
Державний торговельно-економічний університет, м. Київ, Україна
ORCID ID: 0000-0002-2284-3418
desyatko@gmail.com

РЕАЛІЗАЦІЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ЯДРА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ВНУТРІШНЬОГО АУДИТУ

Анотація. Інтеграція українських підприємств у європейський економічний простір, залучення іноземних інвестицій, реформування облікової та управлінської політики вимагають від суб'єктів господарювання в Україні забезпечення високого рівня прозорості та контролю. Однак, значна кількість вітчизняних підприємств усе ще використовує застарілі інструменти внутрішнього контролю. А це не дозволяють виявляти приховані ризики, оцінювати ефективність управління чи формулювати вчасні управлінські рішення. У статті представлено результати дослідження, спрямованого на деталізацію архітектури інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб'єкта господарювання (ІСПВА). На основі аналізу функціональних вимог до ІСПВА запропоновано три рівні архітектурного моделювання: високорівневу структуру компонентів, деталізовану схему обробки транзакційних даних та схему інтеграції з корпоративними системами. Запропонована у статі структура обчислювального ядра передбачає модулі попередньої обробки, нормалізації та генерації ознак, а також реалізацію ансамблевих прогнозних моделей на основі логістичної регресії та XGBoost. Під час дослідження увага приділена питанням валідації вхідних даних та автоматичного переобчислення моделей при виявленні значних відхилень у структурі ознак. Розроблений механізм API-інтеграції із зовнішніми системами (CRM, ERP, документообіг) базується на принципах REST-архітектури, а також передбачає застосування засобів аутентифікації (OAuth 2.0). Запропонована архітектура забезпечує гнучкість, масштабованість та інтерпретованість процесів підтримки прийняття рішень в аудиті. Отримані результати можуть слугувати методологічною основою для практичної реалізації систем інтелектуального аудиту у корпоративному середовищі.

Ключові слова: інтелектуальна система; внутрішній аудит; архітектура програмного забезпечення; інформаційна системи; обробка даних; логістична регресія; XGBoost; REST API; підтримка прийняття рішень.

ВСТУП

Я показано у [1], традиційні методи внутрішнього аудиту, засновані на вибіркових перевірках, експертному судженні та ручному аналізі фінансової інформації, вже не відповідають вимогам часу. Зокрема, в умовах швидкої змінюваності зовнішнього середовища, появи нових ризиків для бізнесу і необхідності миттєвого реагування, постає потреба в автоматизації, інтелектуалізації та гнучкому адаптуванні аудиторських

процедур. Такі вимоги знаходять відображення у глобальних тенденціях розвитку інформаційних технологій, зокрема в застосуванні штучного інтелекту (ШІ), машинного навчання (МН), нечіткої логіки (НЛ) та обробки великих даних (Big Data) у завданнях аудиту. Окрім того, інтеграція українських підприємств у європейський економічний простір, залучення іноземних інвестицій, реформування облікової та управлінської політики вимагають від суб'єктів господарювання забезпечення високого рівня прозорості та контролю. А з іншого боку, значна кількість українських підприємств усе ще використовує застарілі інструменти внутрішнього контролю, які не дозволяють виявляти приховані ризики, оцінювати ефективність управління чи формулювати вчасні управлінські рішення для ведення бізнесу. Більше того, внутрішній аудит традиційно розглядається як допоміжна функція фінансового управління, тоді як сучасна управлінська парадигма вимагає його інтеграції до системи прийняття стратегічних рішень. Це, у свою чергу, потребує не лише технічної модернізації, а й зміни методологічної основи аудиту – з переходом від суто документального контролю до моделювання сценаріїв поведінки ризикових об'єктів, прогнозування наслідків відхилень, аналізу ефективності управлінських дій. Внутрішній аудит, як ключовий елемент системи корпоративного контролю, потребує високої оперативності, обґрунтованості аналітичних висновків і здатності адаптуватися до змін у середовищі функціонування суб'єкта господарювання [1, 2]. Традиційні програмні засоби не здатні забезпечити необхідний рівень гнучкості, масштабованості й інтелектуальної підтримки. Відповідно, це зумовлює потребу в розробці архітектури інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту (ІСПВА), що ґрунтується на застосуванні методів МН, обробки природної мови та багаторівневої взаємодії з корпоративними джерелами даних. Саме тому тематика дослідження є релевантною.

Постановка проблеми. Внутрішній аудит вимагає ефективного аналізу великого обсягу неоднорідних даних, які надходять з різних підсистем підприємства. Складність полягає у відсутності єдиної платформи, що дозволить забезпечити інтегровану обробку інформації, прогнозування ризиків і можливість автоматизованої генерації аналітичних висновків. Наявні інструменти не забезпечують необхідної точності та інтерпретованості результатів для оперативного прийняття рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика використання інформаційних технологій у внутрішньому аудиті досліджувалась у працях вітчизняних та зарубіжних науковців [1–5]. Зокрема, у роботах [2, 4] висвітлюються питання цифровізації аудиту та впровадження аналітичних платформ. Однак більшість підходів залишаються обмеженими щодо масштабованості, гнучкості адаптації моделей і здатності до самонавчання. У дослідженнях [6, 7] розглядаються можливості використання методів МН для виявлення аномалій, втім відсутній системний підхід до побудови повноцінної архітектури ІСПВА. Це визначає потребу в формуванні комплексної архітектури, яка б забезпечила не лише прогнозування ризиків, а й їх інтерпретацію, адаптивне оновлення моделей та інтеграцію з корпоративною інфраструктурою.

Мета статті. Метою дослідження є розробка та апробація прототипу інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб'єкта господарювання, яка інтегрує підходи обробки транзакційних даних, методи прогнозування ризиків та засоби взаємодії з корпоративними інформаційними системами.

МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ

З огляду на складність структури оцінювання ризику в ІСПВА, що базується на декількох незалежних підмодулях (модель на основі правил, логістична регресія, нечітка логіка), вважаємо доцільним впровадження мікросервісної архітектури (МСА) [8 – 10] при програмній реалізації. Такий підхід дозволив реалізувати кожен модуль як окремий сервіс з чітко визначеним інтерфейсом.

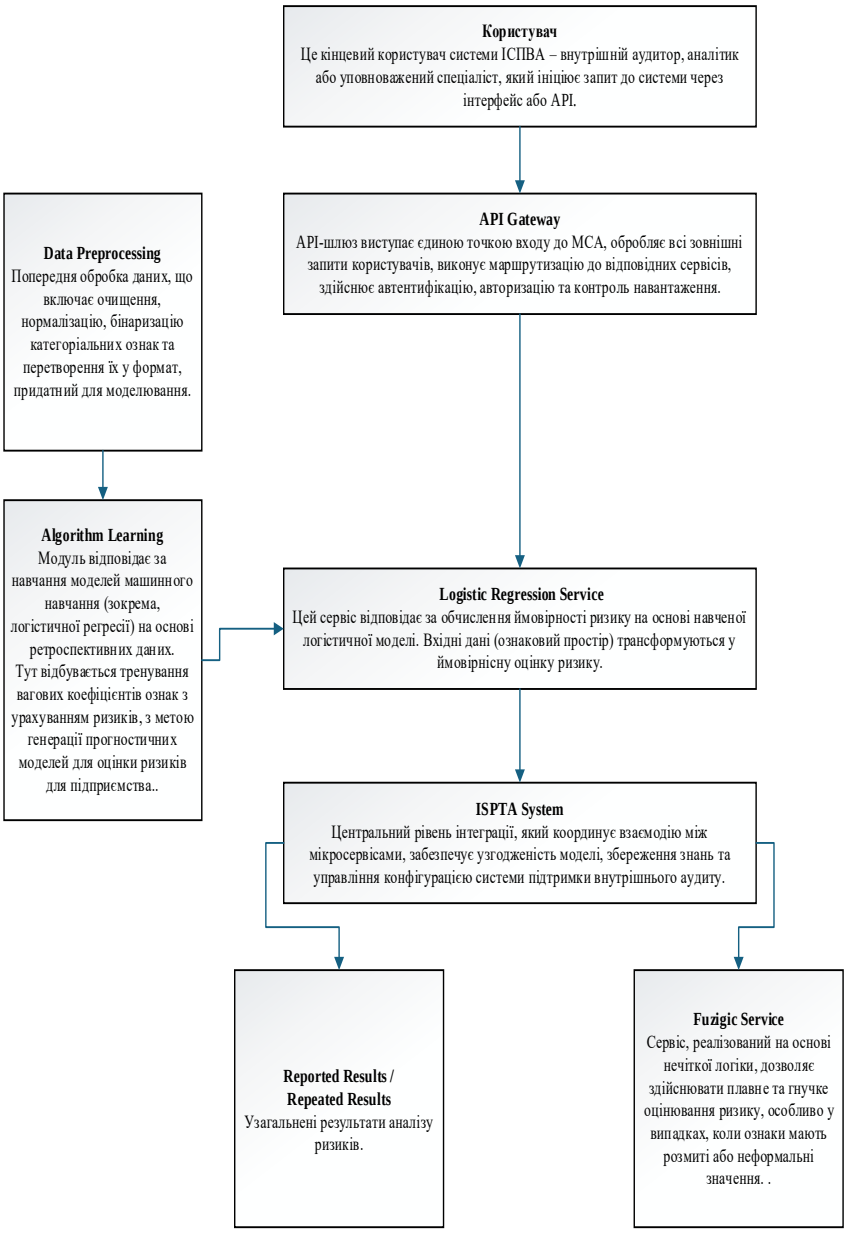

Рис. 1. Структура мікросервісної архітектури для ІСПВА

На рисунку 1 представлено структуру мікросервісної архітектури інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту (ІСПВА), яка реалізує модульний підхід до обробки запитів користувача, аналітики ризиків та формування висновків. Взаємодія із системою починається з API Gateway, що забезпечує маршрутизацію, автентифікацію й авторизацію зовнішніх запитів. Дані проходять етапи попередньої обробки (очищення, нормалізація, категоризація) та надходять до модулів навчання моделей МН. На наступному етапі застосовуються предиктивні моделі, зокрема логістична регресія, що формують ймовірнісну оцінку ризику. Центральна система ІСПВА координує взаємодію

між сервісами, керує збереженням знань та конфігурацією. Результати аналітики передаються у вигляді повторюваних висновків, а додатковий модуль Fuzzy-сервісу забезпечує логічне узагальнення для формалізованих і нефомалізованих ситуацій. Така архітектура гарантує масштабованість, адаптивність та інтерпретованість у процесах внутрішнього аудиту. Така МСА, дає можливість замінювати моделі в архітектурі ІСПВА. Ключовим результатом є те, що ІСПВА на базі таких моделей не лише здійснює фактологічну оцінку, а й виступає як інструмент прогнозування і рекомендацій, що дозволить підприємству максимально ефективно використовувати свої ресурси та підвищити стійкість до економічних ризиків, див. рис. 2.

Однією з переваг розробленої ІСПВА є її модульна структура, яка дозволила змінювати або комбінувати моделі МН залежно від особливостей завдання внутрішнього аудиту. Така гнучкість дозволила адаптувати інструментарій під конкретні економічні завдання, пов’язані із внутрішнім аудитом. Наприклад, при виявленні закономірностей у рентабельності застосовується XGBoost, тоді як для оцінки ризику фінансової нестабільності може бути доцільним використання Random Forest або навіть нейронних мереж.

Модельну частину ІСПВА, див. рис. 2, можна уявити як набір аналітичних модулів, подібних до "набоїв у револьвері", де кожна модель – це інструмент для розв’язання певної підзадачі економічного аудиту. Вибір конкретної моделі базується на критеріях точності, пояснюваності, стійкості до шуму та типу вхідних даних.

Проєктування обчислювального ядра інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту (далі – ІСПВА) вимагало вибору такого інструментарію, що дозволив нам водночас ефективно обробляти різнорідні дані, реалізовувати сучасні методи МН, забезпечити можливість швидкої верифікації гіпотез через експерименти. А також адаптуватися до обмежень корпоративного середовища суб’єкта господарювання. З огляду на ці вимоги, мову програмування Python обрано як основну платформу для реалізації обчислювального ядра ІСПВА. Це рішення біло зумовлене кількома чинниками, суттєвими з погляду інженерії інтелектуальних систем.

У межах обчислювального експерименту побудовано дві предиктивні моделі, відповідно, логістичну регресію та градієнтний бустинг (XGBoost), які навчаються на синтетично згенерованих корпоративних даних із відміткою рівня ризику. Верифікація моделі проведена на даних підприємства ТОВ "Фоззі-Фуд"

Для забезпечення репрезентативності, розподіл вибірки відповідає типовій пропорції у внутрішньому аудиті, де рівень виявленого підвищеного ризику не перевищує 30%. Побудовані (як буде показано далі) моделі демонструють різну чутливість до вхідних параметрів. А це відповідно обґрунтовує подальше використання еволюційного методу для їх агрегування. Метою комбінування є знаходження оптимальних вагових коефіцієнтів між моделями, які мінімізують помилку оцінки (вимірювану через AUC) шляхом застосування ГА (GA) з адаптивною мутацією та турнірним добором. Такий підхід дозволив нам зберегти інформаційну цінність обох моделей, не втрачаючи загальної узгодженості прогнозу.

ISSN 2663 - 4023

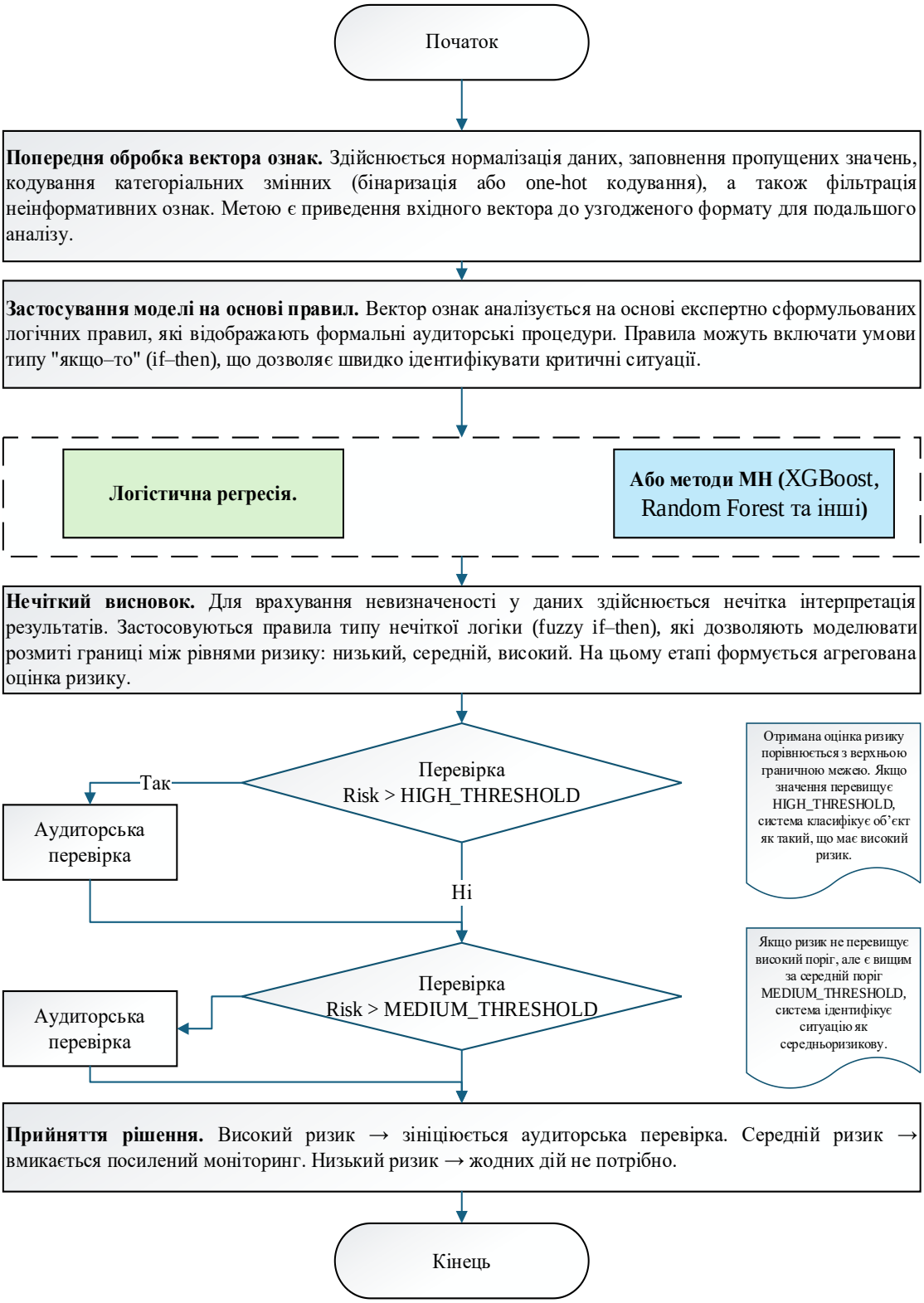

Рис. 2. Блок-схема, яка відображає логіку роботи ІСПВА (розроблена автором)

Після отримання узагальнених оцінок ризику, реалізовано серію експериментів для підтвердження якості моделі. Зокрема, побудовано логарифмічний розподіл інтегрованої оцінки ризику, профільні графіки для фінансових та операційних ознак, матрицю парних

зв'язків, порівняльні гістограми та криві ROC, що демонструють співвідношення хибнопозитивних та істиннопозитивних оцінок. Також запропонований програмний продукт досліджує структуру впливу ознак через оцінювання важливості на основі моделі XGBoost. Це дозволило виявити ключові фактори ризику в межах предметної області.

Основні параметри експерименту наведено в таблиці 1.

Наведена таблиця 1 узагальнює основні етапи реалізації експериментального ядра, демонструючи логіку поетапної побудови. Тобто від створення окремих моделей до їх комбінування та подальшої інтерпретації отриманих результатів.

Таблиця 1

Характеристики реалізованого експерименту з побудови обчислювального ядра інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту *

№	Етап	Модель / Підхід	Кількість записів	Основні параметри	Метрики якості (AUC, Accuracy, Precision)	Примітки
1	Навчання моделі 1	Логістична регресія (LR)	10 000	solver=liblinear, penalty=l2	AUC: 0.781, Acc: 0.746, Prec: 0.721	Базова модель
2	Навчання моделі 2	XGBoost (GBM)	10 000	max_depth=4, n_estimators=100	AUC: 0.847, Acc: 0.792, Prec: 0.768	Вища чутливість
3	Агрегація моделей	Генетичний алгоритм (GA)	–	pop_size=50, mut_prob=0.2, gen=30	AUC: 0.866, Acc: 0.806, Prec: 0.781	Оптимальне комбінування ваг
4	Пояснення моделі	XGBoost + SHAP	10 000	–	–	Визначено топ-5 ознак
5	Перевірка стабільності	Крос-валідація (5-fold)	10 000	–	Середнє AUC: 0.857, Стд: 0.009	Підтверджено стабільність оцінки
6	Візуалізація	Matplotlib, Seaborn	–	ROC, гістограми, кореляції	–	Побудовано графіки профілів ризику

** (складено автором)*

Таблиця 1 дозволила оцінити, як змінювались результати при переході від поодиноких підходів до інтегрованого рішення. Це також підтверджує обґрунтованість використання еволюційного підходу (ГА) для агрегування моделей на основі метрик AUC та точності.

В рамках дослідження використано таблицю 2, яка містить симульовані фінансові дані (формат *.csv). Ці дані репрезентують транзакції та пов'язані з ними економічні характеристики підприємства (наприклад торгівельного). Таблиця 2 має дев'ять стовпців, кожен з яких описує певний аспект транзакційної активності або фінансового стану підприємства (або компанії). Такі дані є придатними для виконання різноманітних

завдань, зокрема для аналізу ризиків, оцінювання фінансової стабільності та побудови прогностичних моделей, що, зокрема, можуть виявляти аномальні або підозрілі транзакції в ході внутрішнього аудиту. З-поміж змінних таблиці 2 виділимо transaction_sum – неперервну кількісну змінну, що відображає суму конкретної транзакції у грошових одиницях. Інша змінна – frequency – є дискретною та характеризує кількість транзакцій, які здійснені протягом певного періоду. Змінна contractor_type є номінальною та відображає тип контрагента, який може бути внутрішнім, зовнішнім або невідомим. Для виявлення відхилень від стандартної поведінки транзакцій використовується бінарна змінна deviation_from_pattern, яка сигналізує про наявність або відсутність таких відхилень. Серед фінансових коефіцієнтів у таблиці 2 наведено marketing_expense_ratio. Цей параметр описує співвідношення маркетингових витрат до загальних витрат, і може мати як позитивні, так і від'ємні значення. Також присутній debt_to_assets – коефіцієнт заборгованості. Цей параметр дозволив оцінити частку активів, профінансованих за рахунок боргових зобов'язань.

Таблиця 2

Фрагмент даних для навчання

transaction_sum	frequency	contractor_type	deviation frompattern	marketing_expense_ratio	debt_to_assets	liquidity_ratio	profit_margin	risk
109934.28	9	internal	1	0.049	0.48	1.52	0.28	0
97234.71	4	unknown	0	0.152	0.33	1.58	0.14	0
112953.77	10	unknown	1	0.0627	0.339	1.38	0.16	0
130460.59	5	unknown	1	0.0755	0.36	1.59	0.20	0
95316.93	9	unknown	0	0.139	0.24	2.73	0.26	0
95317.26086101639	8	internal	0	0.047	0.40	1.34	0.20	1
131584.25	3	internal	0	0.122	0.31	1.17	0.16	1

Інша розглянута змінна – liquidity_ratio, що демонструє здатність суб'єкта покривати короткострокові зобов'язання. Крім того, profit_margin вказує на рентабельність, тобто прибутковість стосовно доходу. Нарешті, цільовою змінною у даних є risk, яка має бінарну природу та визначає, чи є транзакція ризиковою.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

У межах експериментального дослідження ІСПВА побудовано аналітичну візуалізацію у вигляді графіка «Логарифмічний розподіл інтегрованого ризику», див. рис. 3. Зазначений графік дозволив проаналізувати особливості розподілу агрегованих ймовірностей ризику, які отримані в результаті комбінації прогнозів декількох моделей МН. Основною метою візуалізації є виявлення закономірностей між інтегрованими оцінками ризику та фактичним станом ризику, представленим у вигляді бінарної змінної (true_risk), що відображає наявність або відсутність ризику в перевірюваній операції.

На горизонтальній осі графіка зображено інтегровані значення ризику – показники, які об'єднують результати різних моделей (зокрема, логістичної регресії та градієнтного бустингу) шляхом усереднення або іншої форми агрегації. Ці значення варіюються в діапазоні від 0 до 1 та відображають ступінь ймовірності, з якою система оцінює потенційний ризик. Вертикальна вісь відображає частоту спостережень у логарифмічній шкалі, що забезпечує коректне представлення розподілу значень за умов значного

ISSN 2663 - 4023

дисбалансу у вибірці (зокрема, коли кількість об’єктів з високим ризиком суттєво менша за кількість безризикових).

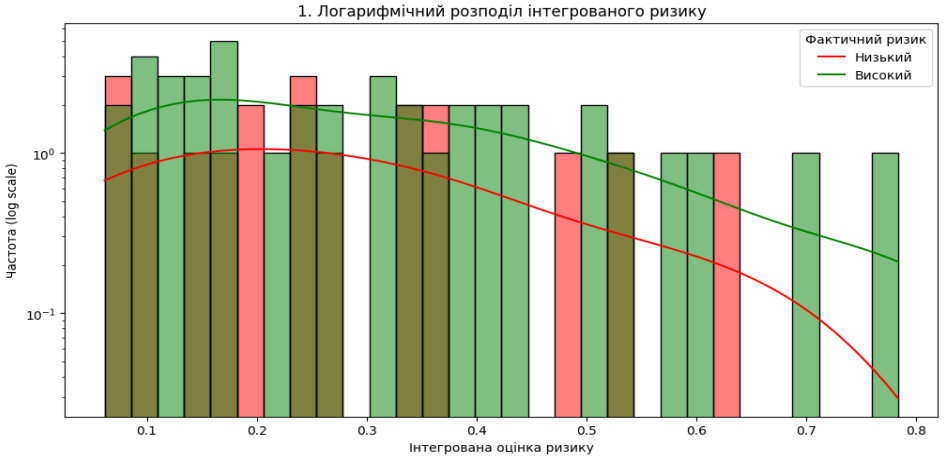

Рис. 3. Логарифмічний розподіл інтегрованого ризику (Графік отримано в за допомогою ІСПВА)

Розподіли представлені окремо для кожного класу змінної true_risk, що дозволило здійснити порівняльний аналіз:

для випадків без ризику (true_risk=0) очікується концентрація значень інтегрованого ризику у нижньому діапазоні (наближено до 0). Наявність значної кількості випадків з високими оцінками (наприклад, >0.5) свідчить про хибнопозитивні результати класифікації.

для випадків з фактичним ризиком (true_risk=1) ідеальний розподіл мав би демонструвати максимум у верхньому діапазоні (понад 0.7), що відповідає високій впевненості моделей у наявності ризику.

Якщо ж пік розподілу знаходиться ближче до середніх значень (наприклад, 0.3–0.6), це свідчить про невизначеність у прогнозі та потенційну недостатність чутливості моделі.

Оцінка перекриття між двома розподілами дозволила зробити висновок щодо якості класифікації. Значне накладання кривих для true_risk=0 та true_risk=1 свідчить про низьку роздільну здатність моделі, тоді як чітке розмежування – про її високу дискримінативну здатність.

Логарифмічна шкала частоти, у свою чергу, підсилює можливість аналізу рідкісних, але важливих подій, зокрема хибнопозитивних або хибнонегативних випадків.

На основі аналізу даної візуалізації можна сформулювати низку висновків, що мають прикладне значення для об’єкту аудиту.

По-перше, рис. 3 дозволив здійснити кількісну оцінку здатності агрегованої моделі відокремлювати операції з підвищеним ризиком.

По-друге, така візуалізація є інструментом для вибору оптимального порогового значення інтегрованої оцінки, яке може бути використано в ІСПВА як тригер для подальших перевірок або попереджень.

По-третє, аналіз графіка 3 може вказати на доцільність удосконалення процесу агрегації (наприклад, через використання вагових коефіцієнтів, базованих на метриках якості моделей, таких як AUC), а також на необхідність калібрування ймовірнісних прогнозів окремих моделей.

ISSN 2663 - 4023

На рис. 4 представлено шість (6) boxplot-діаграм (діаграми отримано в за допомогою ІСПВА), кожна з яких візуалізує емпіричний розподіл окремої змінної для двох категорій бінарної змінної true_risk ∈ {0,1}, що позначає рівень фактичного ризику суб'єкта.

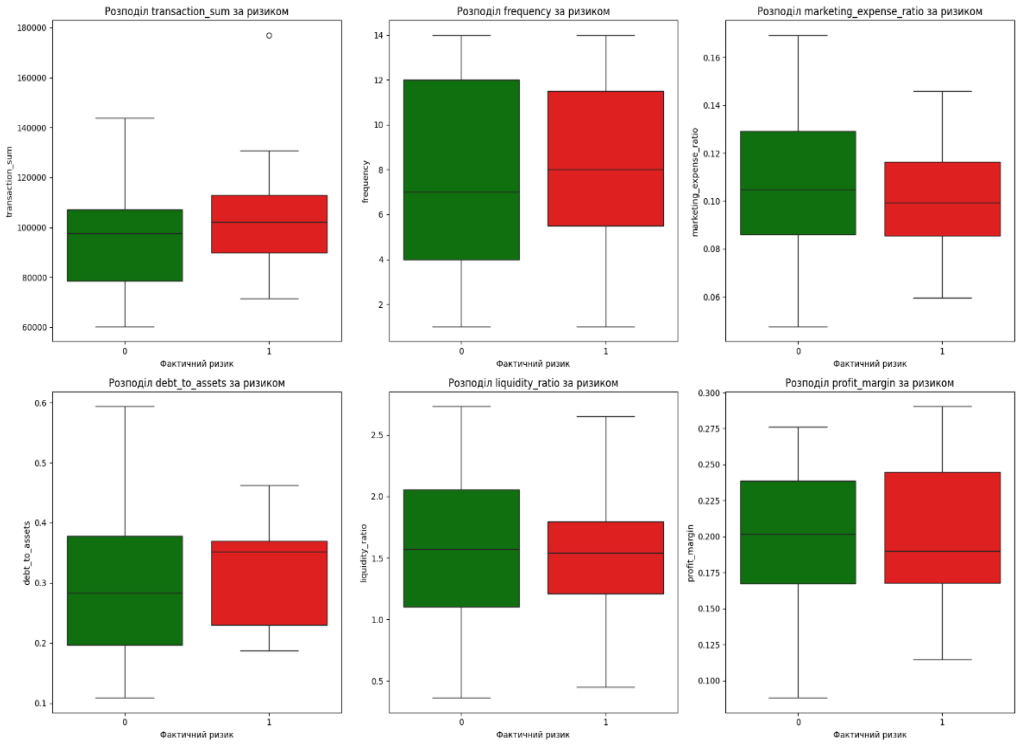

Рис. 4. Діаграми boxplot, які візуалізують емпіричний розподіл окремої змінної для двох категорій бінарної змінної true_risk
(Діаграми отримано в за допомогою ІСПВА)

Використовувалося наступне кольорове кодування:
зелений – низький ризик (0);
червоний – високий ризик (1).

Кожна діаграма відображає медіану (центральна лінія в коробці), міжквартильний розмах (IQR), межі "вусів" (які вказують на межі ненадзвичайних спостережень), а також потенційні викиди.

Наведемо опис для всіх 6 boxplot-діаграм.

1. transaction_sum – Сума транзакцій

Спостереження та інтерпретація. Медіана для true_risk=1 дещо перевищує або наближається до медіани для true_risk=0, однак розмах значень для групи з підвищеним ризиком суттєво більший (IQR ширший, вуса довші), що свідчить про більшу варіативність. Незважаючи на те, що сам розмір транзакції не є значно відмінним між групами, високий ступінь дисперсії у групі ризику може сигналізувати про наявність аномальних транзакцій. Ця ознака релевантна для детекції екстремальних значень в задачах МН.

2. frequency – Частота транзакцій

Спостереження та інтерпретація. Група з високим ризиком демонструє вищу медіану частоти, а також більшу варіативність. Частота є значущим індикатором

операційної активності. Підвищене значення може свідчити про спробу дезагрегувати фінансові потоки або приховати нетипову активність.

3. marketing_expense_ratio – Співвідношення маркетингових витрат.

Спостереження та інтерпретація. У групи true_risk=0 спостерігається вище медіанне значення цієї змінної, ніж у групи true_risk=1. Результат потребує контекстуалізації. Наприклад, однією з гіпотез є те, що ризиковані компанії знижують інвестиції в маркетинг через фінансові обмеження або неефективність.

4. debt_to_assets – Відношення боргу до активів.

Спостереження та інтерпретація. Значення змінної значно вищі в групі true_risk=1, медіана зсунута вправо. Ця змінна є прямим фінансовим індикатором ризику. Її роль у моделі оцінки ризиків можна формалізувати як вагомий детермінант кредитного навантаження суб'єкта.

5. liquidity_ratio – Коефіцієнт ліквідності.

Спостереження та інтерпретація. Суб'єкти з низьким ризиком мають вищі значення медіани та меншу дисперсію. Низька ліквідність — один з основних предикторів фінансової нестабільності. Використання цього показника як змінної раннього попередження є доцільним у структурі інтелектуальної системи моніторингу.

6. profit_margin – Рентабельність.

Спостереження та інтерпретація. Група true_risk=0 характеризується вищими значеннями медіани та більш сконцентрованим розподілом. У групі true_risk=1 наявна більша варіативність, включно з від'ємними значеннями. Знижена рентабельність прямо пов'язана з ризиком зниження операційної ефективності. Змінна релевантна як показник фінансової життєздатності.

Візуалізація на рис. 4 підтверджує відмінності у розподілах змінних між класами ризику, що виправдовує включення цих ознак до математичної моделі класифікації. Зазначимо, що boxplot-графіки забезпечують зручний спосіб виявлення асиметрії, викидів, і характеру розподілу без припущення нормальності. Задіяні на рис. 4 змінні можуть бути використані для побудови правил виявлення аномалій, а також як вхідні параметри в алгоритмах класифікації (наприклад, XGBoost, Random Forest, нейронні мережі).

Виявлення викидів дозволило при використовуванні ІСПВА приймати рішення щодо нормалізації або трансформації змінних, зокрема log-преобразувань чи відсічення екстремальних значень. Представлений аналіз для рис. 4 дозволив зробити висновок щодо релевантності кожної з розглянутих змінних для побудови математичної моделі оцінки ризику. Візуалізація служить як евристичний, так і аналітичний інструмент для формування основних гіпотез моделювання та оптимізації в рамках інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту.

ВИСНОВКИ

В статі отримано наступні результати та зроблено такі висновки.

1. Розроблено обчислювальне ядро системи, яке поєднує механізми попередньої обробки, візуалізації та інтелектуального аналізу фінансово-економічної інформації. Це забезпечило формування єдиного середовища для автоматизованої обробки показників та виявлення ризикових факторів, що підвищує ефективність аналітичної підтримки аудиторських рішень.

2. Реалізовано модуль попередньої обробки, який виконує очищення, нормалізацію та трансформацію даних відповідно до вимог моделювання. Це дозволило забезпечити коректне функціонування моделей машинного навчання та підвищити достовірність результатів оцінки ризиків діяльності суб'єктів господарювання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Гнатченко , Д. . (2023). Моделювання інтелектуальної системи підтримки внутрішнього аудиту суб'єкта господарювання. *Управління розвитком складних систем*, (54), 114–121. https://doi.org/10.32347/2412-9933.2023.54.114-121
2. Криворучко , О., & Гнатченко , Д. (2024). ФУНКЦІОНАЛЬНІ ОСОБЛИВОСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ВНУТРІШНЬОГО АУДИТУ. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*, *4*(24), 40–49. https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.24.4049
3. Дем'яненко, Т. Є. (2016). Теоретичні аспекти поглиблення сутності внутрішнього аудиту. *Облік і фінанси*, (3), 122-127. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=Vonu_econ_2013_18_1_10
4. Доценко, І. О. (2013). Формування системи оцінювання рівня економічної безпеки підприємства з урахуванням впливу підприємницьких ризиків. *Вісник одеського національного університету. Економіка*, (18, Вип. 1), 69-78. http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=5953
5. Адаменко, М. І., Березуцький, В. В., Кучук, Н. Г., & Палант, О. Ю. (2015). Загальносистемний ризик відмови системи після модернізації. *Системи обробки інформації*, (10), 159-162. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=soi_2015_10_36
6. Одрехівський , М., Дарміць, Р., & Жежуха , В. (2022). ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ КОМПЕТЕНТНОСТЕЙ УПРАВЛІНЦІВ ІННОВАЦІЙНИХ ПІДПРИЄМСТВ. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*, *5*(46), 222–238. https://doi.org/10.55643/fcaptp.5.46.2022.3884
7. Loi, A. V. (2023). Ідентифікація ризиків формування економічного потенціалу підприємства торгівлі. *Aktual'ni Problemy Ekonomiky= Actual Problems in Economics*, (265), 47-56. DOI: 10.31617/visnik.knute.2021(140)06
8. Huang, J. C., Tsai, Y. C., Wu, P. Y., Lien, Y. H., Chien, C. Y., Kuo, C. F., & Kuo, C. H. (2020). Predictive modeling of blood pressure during hemodialysis: a comparison of linear model, random forest, support vector regression, XGBoost, LASSO regression and ensemble method. *Computer methods and programs in biomedicine*, 195, 105536. DOI:10.1016/j.cmpb.2020.105536
9. Fatima, S., Hussain, A., Amir, S. B., Ahmed, S. H., & Aslam, S. M. H. (2023). XGBoost and random forest algorithms: an in depth analysis. *Pakistan Journal of Scientific Research*, 3(1), 26-31. DOI:10.57041/pjosr.v3i1.946
10. Дем'яненко, Т. Є. (2016). Теоретичні аспекти поглиблення сутності внутрішнього аудиту. *Облік і фінанси*, (3), 122-127. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=Vonu_econ_2013_18_1_10
11. Перерва, П., Маслак, О., Кобєлєва, Т., Кучинський, В., & Ілляшенко, С. (2021). Ефективність інформаційних технологій в управлінні інтелектуальною власністю промислового підприємства. *Вісник Національного технічного університету" Харківський політехнічний інститут"(економічні науки)*, (1), 53-58. https://doi.org/10.20998/2519-4461.2021.1.53
12. Чорноус, Г. О. (2016). Агентна модель інтелектуальної інформаційної системи управління в економіці. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка*, (1), 41-47. http://dx.doi.org/10.17721/1728-2667.2016/178-1/7

КІБЕРБЕЗПЕКА: освіта, наука, техніка
CYBERSECURITY: EDUCATION, SCIENCE, TECHNIQUE
№ 4 (28), 2025
ISSN 2663 - 4023

Hnatchenko Dmytro
Senior Lecturer at the Department of Software Engineering and Cybersecurity
State University of Trade and Economics: Kyiv, Ukraine
ORCID ID: 0000-0002-6584-4525
dmitriy.gnatchenko@gmail.com

Desiatko Alona
PhD, Associate professor, Head of the Department of Software Engineering and Cybersecurity
State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine
ORCID: 0000-0002-2284-3418
desyatko@gmail.com

IMPLEMENTATION OF THE COMPUTATIONAL CORE OF AN INTELLIGENT INTERNAL AUDIT SUPPORT SYSTEM

Abstract. The integration of Ukrainian enterprises into the European economic space, the attraction of foreign investments, and the reform of accounting and management policies require domestic business entities to ensure a high level of transparency and control. However, a significant number of Ukrainian enterprises still rely on outdated internal control tools. These limitations hinder the detection of hidden risks, the evaluation of management efficiency, and the timely formulation of managerial decisions. This article presents the results of a study aimed at detailing the architecture of an intelligent internal audit support system (IIASS) for business entities. Based on an analysis of the system's functional requirements, three levels of architectural modeling are proposed: a high-level component structure, a detailed transactional data processing scheme, and an integration schema with corporate systems. The proposed computational core structure includes modules for preprocessing, normalization, and feature generation, as well as the implementation of ensemble forecasting models based on logistic regression and XGBoost. Special attention is given to input data validation and the automatic retraining of models when significant deviations in feature structure are detected. The developed API integration mechanism with external systems (CRM, ERP, document management) is based on REST architecture principles and includes authentication methods such as OAuth 2.0. The proposed architecture ensures flexibility, scalability, and interpretability of decision support processes in auditing. The obtained results may serve as a methodological foundation for the practical implementation of intelligent audit systems in corporate environments.

Keywords: intelligent systems; internal audit; software architecture; information systems; data processing; logistic regression; XGBoost; REST API; decision support

REFERENCES (TRANSLATED AND TRANSLITERATED)

1. Hnatchenko, D. D. (2023). Modeliuvannia intelektualnoi systemy pidtrymky vnutrishnoho audytu subiekta hospodariuvannia. *Upravlinnia rozvytkom skladnykh system. Kyiv*, (54), 114–121 https://doi.org/10.32347/2412-9933.2023.54.114-121
2. Kryvoruchko, Olena. "Funktsionalni osoblyvosti intelektualnoi systemy vnutrishnoho audytu." *Elektronne fakhove naukove vydannia «Kiberbezpeka: osvita, nauka, tekhnika»* 4.24 (2024): 40–49. https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.24.4049
3. Demianenko, T. Ye. (2016). Teoretychni aspekty pohlyblennia sutnosti vnutrishnoho audytu. *Oblik i finansy, (3)*, 122–127. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=Vonu_econ_2013_18_1_10

4. Dotsenko, I. O. (2013). Formation of a system for assessing the level of economic security of an enterprise taking into account the impact of entrepreneurial risks. *Bulletin of the Odessa National University. Economics*, (18, Issue 1), 69-78. http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=5953
5. Adamenko, M. I., Berezutskyi, V. V., Kuchuk, N. H., Palant, O. Yu. (2015). Zahalnosystemnyi ryzyk vidmovy systemy pislia modernizatsii. *Systemy obrobky informatsii, (10),* 159–162. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=soi_2015_10_36
6. Odrekhivskyy, M., Darmits, R., & Zhezhukha, V. (2022). INTELLECTUAL INFORMATION SYSTEMS FOR MONITORING THE COMPETENCES OF MANAGERS OF INNOVATIVE ENTERPRISES. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice, 5(46),* 222–238. https://doi.org/10.55643/fcaptp.5.46.2022.3884
7. Loi, A. V. (2023). Identyfikatsiia ryzykiv formuvannia ekonomichnoho potentsialu pidpryiemstva torhivli. *Aktual'ni Problemy Ekonomiky = Actual Problems in Economics*, (265), 47–56.
8. Huang, J. C., Tsai, Y. C., Wu, P. Y., Lien, Y. H., Chien, C. Y., Kuo, C. F., & Kuo, C. H. (2020). Predictive modeling of blood pressure during hemodialysis: a comparison of linear model, random forest, support vector regression, XGBoost, LASSO regression and ensemble method. *Computer methods and programs in biomedicine*, 195, 105536. DOI:10.1016/j.cmpb.2020.105536
9. Fatima, S., Hussain, A., Amir, S. B., Ahmed, S. H., & Aslam, S. M. H. (2023). *XGBoost and random forest algorithms: an in depth analysis. Pakistan Journal of Scientific Research*, 3(1), 26-31. DOI:10.57041/pjosr.v3i1.946
10. Demyanenko, T. Ye. (2016). Theoretical aspects of deepening the essence of internal audit. *Accounting and Finance*, (3), 122-127. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?I21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILA=&2_S21STR=Vonu_econ_2013_18_1_10
11. Pererva, P., Maslak, O., Kobieleva, T., Kuchynskyi, V., Illiashenko, S. (2021). Efektyvnist informatsiinykh tekhnolohii v upravlinni intelektualnoiu vlasnistiu promyslovoho pidpryiemstva. *Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu "Kharkivskyi politekhnichnyi instytut" (ekonomichni nauky),* (1), 53–58. https://doi.org/10.20998/2519-4461.2021.1.53
12. Chornohus, H. O. (2016). Ahentna model intelektualnoi informatsiinoi systemy upravlinnia v ekonomitsi. *Visnyk Kyivskoho natsionalnoho universytetu imeni Tarasa Shevchenka. Ekonomika*, (1), 41–47. http://dx.doi.org/10.17721/1728-2667.2016/178-1/7