

МЕНЕДЖМЕНТ І МАРКЕТИНГ

УДК 657:330.3:005.342

DOI 10.5281/zenodo.17858906

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВИМИ РИЗИКАМИ

Ю.І. Скорін

У статті викладено результати комплексного дослідження застосування технологій штучного інтелекту в автоматизованих системах управління фінансовими ризиками для підвищення ефективності прогнозування, зниження рівня кредитних збитків і вдосконалення процесів прийняття рішень у банківській сфері та розроблення аналітичної моделі прогнозування ризику на основі сучасних алгоритмів машинного навчання.

Ключові слова: машинне навчання, архітектура системи підтримки рішень, нейронні мережі, автоматизована система управління, прогнозування, класифікація.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN AUTOMATED FINANCIAL RISK MANAGEMENT SYSTEMS

Yu. Skorin

The article is aimed at studying the use of artificial intelligence in automated financial risk management systems to improve the accuracy, efficiency, and effectiveness of managerial decision-making in the financial sector. The study consists in a comprehensive study of the theoretical and methodological foundations of the use of artificial intelligence in management systems, analysis of modern approaches to the classification and assessment of financial risks using machine learning algorithms, formation of the architecture of the decision support system based on forecasting models, as well as evaluation of the effectiveness of the built models based on the results of simulation modelling. Within the framework of the study, a model predicting the credit risk of bank customers has been developed, which allows assessing solvency based on historical data and modern machine learning methods. The research method is modelling using machine learning tools, including neural networks and ensemble learning techniques, as well as data analysis using platforms to visualise results and evaluate the performance of models. Particular attention is paid to data preparation, selection of appropriate features, evaluation of model accuracy, and construction of interpreted visualisations such as SHAP graphs, ROC curves, etc. The result of the study was the creation of an effective model for predicting

credit risk, which demonstrates a sufficiently high level of classification accuracy and the ability to adapt to changes in input conditions.

Keywords: *machine learning, decision support system architecture, neural networks, automated control system, forecasting, classification.*

Постановка проблеми у загальному вигляді. Фінансові ризики (ФР) є невід'ємною частиною діяльності будь-якого бізнесу чи фінансової установи, а ефективне управління ними є ключовим чинником забезпечення її стабільності та прибутковості. Основні класифікації фінансових ризиків включають: ринкові ризики, пов'язані з коливаннями цін на активи, процентних ставок або обмінних курсів; кредитні ризики, що виникають у разі неплатоспроможності контрагентів; операційні ризики, зумовлені внутрішніми збоями, помилками або шахрайством; ризики ліквідності, пов'язані з неможливістю швидко продати активи без значних втрат; юридичні та репутаційні ризики, що виникають через недотримання нормативних вимог або негативну оцінку діяльності партнерами та клієнтами. Системний підхід до класифікації ФР дозволяє ефективніше виявляти потенційні загрози та розробляти адаптивні стратегії їх нейтралізації. Управління ФР є ключовим напрямом у діяльності фінансових установ, банків та корпорацій. Головною метою управління ФР є своєчасне виявлення, оцінка та мінімізація можливих загроз, що дозволяє приймати обґрунтовані рішення щодо збереження капіталу та підтримки фінансової стабільності. АСУ ФР інтегрують різноманітні інструменти та технології, включаючи методи статистичного аналізу та моделювання, а також новітні інтелектуальні підходи. Структурно АСУ ФР складаються з модулів збору даних, аналітичних інструментів, систем підтримки рішень, а також модулів моніторингу та контролю [1]. Одним із найперспективніших напрямів є використання технологій штучного інтелекту (ШІ), які дозволяють автоматизувати аналіз даних, виявляти приховані закономірності та приймати обґрунтовані управлінські рішення в умовах невизначеності [5]. ШІ є не лише інструментом для обробки великих обсягів фінансової інформації [2], але й повноцінним учасником процесу прийняття рішень в автоматизованих системах управління (АСУ).

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Аналіз сучасних наукових джерел свідчить про зростаючий інтерес дослідників до проблематики автоматизації управління фінансовими ризиками. Основну увагу науковців в публікації [1] було спрямовано на допомогу здобувачам зрозуміти сучасні АСУ та технології; робота призначена для самостійного вивчення. На сьогодні існує досить багато різних думок

щодо сутності та принципів автоматизації управління фінансовими ризиками, так стаття [2] дає змогу зрозуміти, які фінансові ризики можуть виникнути на підприємстві, що пройшли цифрову трансформацію, і які функції виконує механізм управління економічною безпекою під час вирішення таких проблем. Для досягнення цієї мети застосовано методи аналізу, синтезу, узагальнення та графічний метод. Разом з тим, у статті [3] розглянуто важливу проблему управління ФР, коли інтегруються товарні, фінансові, інформаційні та трудові ринки. Наведено методологічну систему для створення стратегій управління ФР, яка включає такі етапи: ідентифікація ризиків, їх оцінка, розробка та впровадження ефективних стратегій, а також моніторинг і оновлення. Запропонована методологія враховує потребу в системному підході до управління ФР з урахуванням інтеграції підприємств у міжнародні економічні процеси. У цьому контексті дослідження [4] спрямоване на аналіз можливостей застосування ШІ для підвищення точності прогнозування, виявлення шахрайських схем та оптимізації управління кредитними й страховими ризиками. У статті використано комплексний підхід, що передбачає статистичний метод для оцінювання ефективності застосування штучного інтелекту в управлінні ФР, а також методи порівняльного аналізу для виявлення переваг і недоліків ШІ порівняно із традиційними системами управління ФР. Практичні кейси й аналіз роботи провідних банків і страхових компаній дали можливість ілюструвати реальні можливості застосування ШІ у фінансовому секторі. Значну увагу в дослідженнях [5] приділено питанням дослідження комплексного аналізу сучасного стану впровадження ШІ у фінансовому секторі, оцінці регуляторних викликів, що супроводжують цей процес, а також дослідженням потенціалу подальшого розвитку цієї технології для забезпечення стійкого економічного зростання та інновацій у фінансовій сфері.

Метою статті є комплексне дослідження ефективності та можливостей застосування штучного інтелекту в автоматизованих системах управління фінансовими ризиками та розробка аналітичної моделі прогнозування ризику на основі сучасних алгоритмів машинного навчання, розроблення концептуальної архітектури інтелектуальної аналітичної системи, що інтегрує алгоритми машинного навчання для оцінки кредитоспроможності клієнтів і виявлення потенційних дефолтів. на основі інструментів інтелектуального аналізу даних. *Методами дослідження* є моделювання з використанням інструментів машинного навчання, включаючи нейронні мережі та методи ансамблевого навчання; аналіз

даних із використанням платформ для візуалізації результатів і оцінки ефективності моделей. *Завдання на проведення досліджень*: розглянути загальні підходи до управління фінансовими ризиками; визначити їх класифікацію та особливості в сучасних економічних умовах; проаналізувати основні принципи побудови АСУ та обґрунтувати доцільність впровадження інтелектуальних методів; провести глибокий аналіз сучасних методів ШІ, які застосовуються для аналізу й прогнозування ризиків; розглянути особливості моделей глибокого навчання, дерев рішень, ансамблевих методів, а також критерії оцінки їх ефективності; реалізувати практичний кейс із побудови моделі прогнозування кредитного ризику клієнта банку; провести попередню обробку реальних даних; побудувати та протестувати декілька моделей прогнозування кредитного ризику; оцінити точність прогнозування кредитного ризику за допомогою метрик; проаналізувати важливість ознак за допомогою SHAP-графіків; обґрунтувати архітектуру системи, що може бути використана для інтеграції такої моделі в практичну АСУ ФР. Структурно АСУ ФР складаються з модулів збору даних, аналітичних інструментів, систем підтримки рішень і модулів моніторингу та управління [5]. Системний підхід до класифікації ФР дозволяє ефективніше виявляти потенційні загрози та розробляти адаптивні стратегії їх нейтралізації.

Виклад основного матеріалу дослідження. Метод дослідження передбачає моделювання за допомогою інструментів машинного навчання (МН), зокрема нейронних мереж (НМ) та методів ансамблевого навчання. Однією з найпоширеніших технологій ШІ у фінансовому секторі є МН [1]. Воно дозволяє створювати моделі, які автоматично навчаються, прогнозують поведінку фінансових показників, виявляють аномалії та потенційні ризики. Важливою технологією є глибоке навчання, яке базується на багатощарових НМ. Попри високий потенціал штучного інтелекту у сфері управління фінансовими ризиками, процес його впровадження супроводжується низкою складних викликів. Вони мають міждисциплінарний характер і охоплюють технічні, нормативні, етичні, кібербезпекові та соціально-економічні виміри. Кожен із них суттєво впливає на ефективність, довіру та безпечність використання інтелектуальних технологій у фінансовому секторі. Важливо усвідомлювати ці ризики, щоб забезпечити надійне функціонування фінансових установ та ефективне управління ними. Управління ФР включає оцінку ризиків, моніторинг і прийняття відповідних управлінських рішень. ШІ може значно покращити ці процеси, автоматизуючи рутинні завдання, підвищуючи точність прогнозів та зменшуючи суб'єктивність оцінок. Традиційні

моделі зазвичай мають фіксовану структуру та обмежені можливості модернізації. Натомість системи ШІ здатні самостійно навчатися на нових даних, що робить їх особливо ефективними в динамічних середовищах. Ризиком є здатність системи ШІ адаптуватися до змінних ринкових умов. Завдяки інтеграції з цифровими платформами, ШІ може працювати в режимі реального часу, що значно покращує швидкість реагування на потенційні загрози. Загалом роль ШІ в управлінні ФР полягає в оптимізації процесів виявлення, оцінювання та реагування на фінансові загрози. Використання інтелектуальних алгоритмів дозволяє скоротити час прийняття рішень, мінімізувати вплив людського фактора та підвищити ефективність системи управління ризиками. У табл. 1 показано основні напрями використання ШІ для управління ФР.

Таблиця 1 – Вплив використання штучного інтелекту на управління фінансовими ризиками

Показник	Вплив використання ШІ
Ризики ліквідності	Прогнозування потреби в ліквідних коштах та оптимізація фінансового управління
Управління кредитними ризиками	ШІ дозволяє точніше оцінювати кредитоспроможність клієнтів, зменшуючи ризик неплатежів та непередбачуваних фінансових втрат
Інвестиційні ризики	Використання ШІ для прогнозування коливань ринку й аналізу інвестиційних можливостей
Регуляторні ризики	Покращення контролю відповідності за допомогою ШІ для аналізу та перевірки відповідності нормативним вимогам
Кіберзахист і безпека	Посилення захисту фінансових даних та захисту від кібератак за допомогою алгоритмів для виявлення аномальної активності
Операційні ризики	Автоматизація та оптимізація фінансових операцій для зменшення людських помилок
Персоналізація послуг	Аналіз індивідуальних потреб клієнтів для створення персоналізованих фінансових продуктів
Ризики шахрайства	Застосування алгоритмів для виявлення аномалій та запобігання шахрайським транзакціям, що зменшує можливі фінансові втрати.

Джерело: побудовано автором

Ці технології дозволяють виявляти приховані закономірності у фінансових даних, прогнозувати потенційні загрози та підтримувати процес прийняття рішень на основі великих обсягів інформації [4]. Основні методи МН, що використовуються у фінансовій сфері,

включають регресійний аналіз, дерева рішень, метод опорних векторів, ансамблеві методи, кластеризацію та алгоритми підкріплення [5].

У табл. 2 показано основні ризики, пов'язані з використанням ІІІ, та їх вплив на фінансовий сектор. МН, штучні нейронні мережі (ШНМ) та експертні системи є основними компонентами сучасного підходу до аналізу й управління ФР.

У фінансовому аналізі експертні системи використовуються для автоматизації прийняття рішень у складних ситуаціях, зокрема під час оцінювання інвестиційних ризиків або вибору оптимальної стратегії хеджування. Поєднання вищезазначених технологій забезпечує підвищену точність прогнозування, гнучкість у налаштуванні моделей під конкретні завдання та можливість роботи з різними типами даних. У табл. 3 наведено порівняння методів МН, НМ та експертних систем у контексті управління ФР.

*Таблиця 2 – Ризики використання штучного інтелекту
для управління фінансовими ризиками*

Показник	Опис ризику
Кібербезпека	Загрози кібератак та витоків даних
Операційні ризики	Збій автоматизованих систем у процесі прийняття фінансових рішень
Регуляторні ризики	Відсутність чітких правил використання ІІІ та необхідність адаптації алгоритмів
Алгоритмічні помилки	Помилки в моделях ІІІ можуть призвести до неправильних рішень
Етичні ризики	Вплив автоматизації на ринок праці

Джерело: побудовано автором

Таблиця 3 – Порівняння методів у контексті управління ФР

Метод	Сфера застосування	Переваги	Обмеження
Нейронні мережі	Часові ряди, складні залежності	Висока точність, узагальнюваність	Складність інтерпретації, вимоги до обчислювальних ресурсів
Машинне навчання	Прогнозування ризиків, виявлення шахрайства	Автоматичне навчання даних, адаптивність	Потреба в якісних даних, чорна скринька
Експертні системи	Оцінка ризиків, прийняття рішень	Інтерпретація, заснована на знаннях	Вузькість предметної області, труднощі в оновленні знань

Джерело: побудовано автором

Основні типи моделей, що використовуються в цьому контексті: моделі класифікації, що дозволяють визначити, чи належить об'єкт до категорії ризику чи ні; регресійні моделі, що прогнозують розмір очікуваних фінансових збитків; нейронні мережі є універсальними моделями, які можуть працювати як у режимі класифікації, так і в режимі регресії; комбіновані ансамблеві моделі, які підвищують точність шляхом об'єднання результатів кількох алгоритмів. Побудова моделі складається з кількох послідовних етапів, показаних на рис. 1. Ця модель охоплює повний життєвий цикл аналізу ФР – від збору та попередньої обробки даних до прогнозування та моніторингу ризиків.

Використання ІІІ в процесах прогнозування ФР значно підвищує точність оцінок, автоматизує процеси контролю та своєчасно реагує на потенційні загрози. Навчання моделі стикається з проблемою дисбалансу вибірки. Щоб вирішити цю проблему, для балансування розподілу вибірки можна використовувати такі методи, як надмірна вибірка, недостатня вибірка або генеративно-змагальні мережі (GAN). Оптимізація моделі – це ітеративний процес, який включає такі кроки, як розробка ознак, навчання моделі, оцінка продуктивності та коригування параметрів. У цей процес також можна впроваджувати експертні знання, такі як використання попередньо навчених вбудов слів для обробки текстових даних або проектування специфічних мережевих структур на основі знань фінансової сфери.

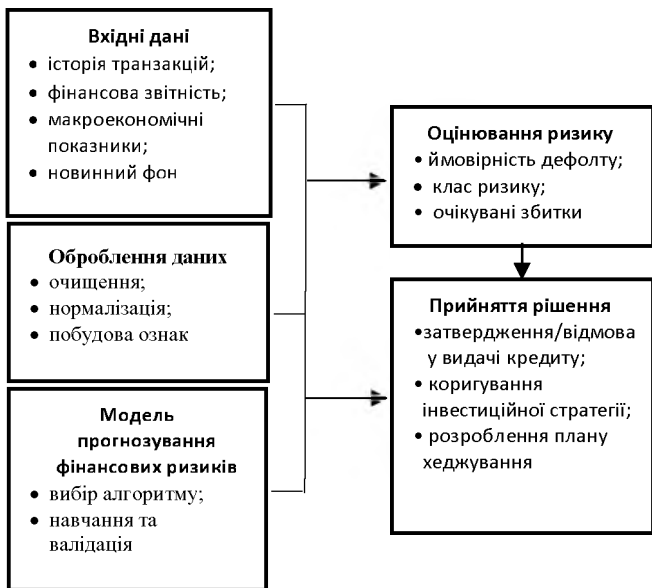


Рис. 1. Модель прогнозування фінансових ризиків, побудовано автором

Ефективне навчання моделі вимагає поєднання якісної обробки даних, правильного вибору алгоритмів оптимізації та глибокої експертизи в галузі. Оцінювання моделі й аналіз інтерпретації є вирішальним кроком у забезпеченні надійності та ефективності моделей попередження про ФР на основі НМ. Метрики оцінки обрані на основі конкретних цілей управління ФР, причому загальноновживані метрики включають точність, прецизійність, повноту тощо. *Метою моделювання* є класифікація клієнтів на основі історичних фінансових показників на дві групи: платоспроможних та потенційно проблемних. Використано відкритий набір даних із платформи Kaggle, який включає змінні, що описують профіль клієнта: вік, дохід, кількість відкритих кредитів, історію погашення боргу, наявність прострочень тощо [4]. Після завантаження даних проведено попередню обробку: очищення дублікатів, виключення відсутніх значень, перетворення категоріальних змінних у числові (one-hot coding), а також нормалізацію числових ознак. Проведено візуальний аналіз даних для виявлення аномалій та розподілу за класами. Кореляційний аналіз дозволив установити найбільш впливові змінні для моделювання, наприклад, історію прострочень та коефіцієнт заборгованості. Сформовано навчальну вибірку, придатну для подальшого використання в машинному навчанні [5]. Реалізовано практичний кейс побудови моделі прогнозування кредитного ризику клієнтів банку. Створена інтелектуальна система класифікації, здатна визначити, чи зможе клієнт своєчасно обслуговувати кредит у майбутньому. Така система дозволяє банку зменшити ймовірність збитків через неповернення кредитів, підвищити ефективність управління ризиками та приймати обґрунтовані кредитні рішення. Для моделювання використано відкритий набір даних із платформи Kaggle – Home Credit Default Risk, який містить понад 300 000 записів клієнтів із різними характеристиками, такими як вік, рівень доходу, кількість утриманців, кредитна історія, тип житла, зайнятість тощо. Видалено значну кількість відсутніх значень у категоріях, де доповнення некорисне. Числові ознаки були нормалізовані за допомогою міні-макс шкали. Категоріальні змінні закодовані методом one-hot encoding для сумісності з алгоритмами машинного навчання. Балансування вибірки проведено за допомогою методу SMOTE для усунення дисбалансу між класами. У табл. 4 описано основні змінні, обрані для побудови моделі. Для порівняння було створено дві моделі: Random Forest Classifier (RFC) як базову та штучну НМ (ANN) на базі TensorFlow/Keras (TFK). RFS забезпечує інтерпретованість, тоді як НМ здатна глибше виявляти нелінійні залежності в даних. RFC забезпечує

інтерпретацію, а нейронна мережа здатна точніше виявляти нелінійні залежності в даних. Обидві моделі навчаються на 80% даних, 20% зарезервовано для тестової вибірки. Для НМ використовувалася архітектура із трьома прихованими шарами, активацією ReLU та вихідним шаром із функцією softmax. Як оптимізатор використовувався Adam. Для запобігання перенавчанню використовується Dropout.

Таблиця 4 – Основні змінні для побудови моделі

Назва змінної	Опис	Тип змінної
AMT CREDIT	Сума запрошеного кредиту	Числова
AMT INCOME TOTAL	Загальний дохід клієнта	Числова
TARGET	Цільова змінна (0 — добре, 1 — ризик)	Бінарна
DAYS_EMPLOYED	Тривалість працевлаштування (у днях)	Числова
NAME HOUSING TYPE	Тип житла	
CNT CHILDREN		Кількість утриманців
NAME HOUSING TYPE	Тип житла	Категоріальна
TARGET	Цільова змінна (0 — добре, 1 — ризик)	Бінарна
CNT CHILDREN	Кількість утриманців	Ціла
NAME EDUCATION TYPE	Рівень освіти клієнта	Категоріальна

Джерело: побудовано автором

Після навчання моделі був проведений порівняльний аналіз результатів за ключовими метриками: точність, повнота, баланс F1. Нижче наведено порівняльну таблицю моделей (табл. 5).

Таблиця 5 – Порівняння моделей за основними метриками

Метрика	Logistic Regression	RFC	Нейронна мережа
Точність	0.76	0.84	0.81
Повнота	0.69	0.80	0.77
F1-бал	0.72	0.82	0.79

Джерело: побудовано автором

Як видно з табл. 5, модель RFC показала найвищі показники, демонструючи хороший баланс між повнотою та точністю. НМ також показала високу продуктивність, дещо поступаючись RFC. Це показує

потенціал використання моделей ШП для ефективного виявлення ФР на основі попередніх даних клієнтів. Для покращення інтерпретації моделі були застосовані методи Shapley Additive Explanations (SHAP). SHAP-аналіз показав, що ключовими факторами були дохід клієнта, вік та стаж роботи. Після навчання НМ-моделі класифікації кредитного ризику клієнта важливим кроком є інтерпретація її результатів. Одним із найефективніших підходів до інтерпретації є використання SHAP (адитивних пояснень SHapley). Для поглибленого аналізу також використано матрицю помилок (матрицю плутанини), зображену в табл. 6, яка показала, що модель має високу чутливість до ідентифікації ризикованих клієнтів, тобто більшість потенційно небезпечних програм були ідентифіковані правильно.

Таблиця 6 – Матриця помилок для нейронної мережі

Факт / Прогноз	Надійний	Ризиковий
Надійний	321	45
Ризиковий	28	106

Джерело: побудовано автором

На основі табл. 6 можна розрахувати ключові показники: точність 84,8%; повнота 79,1%; F1-бал 74,4%. Це свідчить про досить високу якість моделі, особливо враховуючи, що в завданнях управління ризиками важливіше мінімізувати хибно-негативні результати. ROC-крива (рис. 2), демонструє зв'язок між чутливістю та специфічністю моделі.

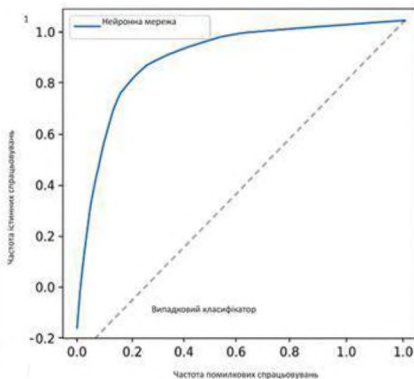


Рис. 2. ROC-крива нейронної мережі побудовано автором на основі [6]

На рис. 2 показано узагальнений зведений графік SHAP, що зображує 10 основних ознак, які найбільше впливають на результати моделі. Площа під кривою (AUC) становить 0,89, що вказує на високу дискримінаційну здатність моделі. Червоні рисочки вказують на високі значення ознаки, синя лінія – на низькі значення. Отже, використання SHAP-аналізу, матриці помилок та ROC-кривої дозволяє не лише оцінити точність моделі, але й зробити її прозорою для фінансових аналітиків і регуляторів.

Висновки. У ході дослідження проаналізовано можливості, переваги та проблеми використання ШІ в АСУ ФР; теоретичні основи, класифікацію ФР, технічні особливості впровадження інтелектуальних систем; здійснено практичне моделювання на прикладі прогнозування кредитних ФР; розглянуто загальні підходи до управління ФР, визначено їхні особливості в сучасних економічних умовах; проаналізовано основні принципи побудови АСУ ФР та обґрунтовано доцільність упровадження інтелектуальних методів у фінансову аналітику; проведено дослідження сучасних методів ШІ для аналізу та прогнозування ФР; розглянуто особливості моделей глибокого навчання, дерев рішень, ансамблевих методів, визначено критерії оцінки їхньої ефективності; розглянуто питання інтерпретації моделей для впровадження ШІ в практику управління ФР; реалізовано практичний кейс для побудови моделі прогнозування кредитного ФР клієнта банку; оброблено реальні дані, побудовано та протестовано кілька моделей, оцінено точність моделей за допомогою метрик; проведено аналіз важливості ознак за допомогою SHAP-графів та обґрунтовано архітектуру системи, яка може бути використана для інтеграції такої моделі в практичну АСУ. Загалом, результати роботи підтверджують високу ефективність використання методів ШІ для автоматизованого аналізу та прогнозування ФР. Такі моделі можуть не лише підвищити точність ідентифікації ризиків, але й забезпечити ефективність прийняття рішень у фінансових установах.

Список джерел інформації / References

1. Азарова А.О., Юрчук Н.П., Нікіфорова Л.О., Шиян А.А. Інформаційні системи і технології: навч. посібник. Вінниця: ВНТУ, 2024. Ч. 2. 160 с. DOI: https://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/2025/Azarova_P2_-2024_160.pdf

Azarova, A.O., Yurchuk, N.P., Nikiforova, L.O., Shiyani, O.A. (2024). *Informatsiyeni systemy ta tekhnolohiyi. Ch. 2 [Information systems and technologies. Part 2]*. Vinnytsia: VNTU. DOI: https://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/2025/Azarova_P2_-2024_160.pdf [in Ukrainian].

2. Шевченко А.М., Чакалов А.К. Фінансові та правові ризики для розвитку бізнесу в умовах цифровізації та роль механізму управління економічною безпекою підприємства у протидії їм. *Трансформаційна економіка*. 2025. № 2(11). С. 128–133. DOI: <https://doi.org/10.32782/2786-8141/2025-11-21>

Shevchenko, O.M., Chakalov, O.K. (2025). *Finansovi ta pravovi ryzyky dlya rozvytku biznesu v umovakh tsyfrovizatsiyi ta rol mekhanizmu upravlinnya*

ekonomichnoy bezpekoju pidpryyemstva u protydyiy yim [Financial and legal risks for business development in the context of digitalization and the role of the enterprise's economic security management mechanism in counteracting them]. *Transformatsiyna ekonomika – Transformational economy*. DOI: <https://doi.org/10.32782/2786-8141/2025-11-21> [in Ukrainian].

3. Житар М.О., Ананьєва Ю.В. Методологічна система формування стратегій управління фінансовими ризиками в умовах глобалізації економіки. *Економіка: фінанси, грошовий обіг і кредит. Бізнесінформ*. 2025. № 1. С. 229–240. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-1-229-240>

Zhytar, M.O., Anan'yeva, Y.V. (2025). Metodolohichna systema formuvannya stratehiy upravlinnya finansovymy ryzykamy v umovakh ekonomichnoyi hlobalizatsiyi [Methodological system for forming financial risk management strategies in the context of economic globalization]. *Ekonomika: finansy, hroshovy obih ta kredyt. Businessinform – Economics: finance, money circulation and credit. Businessinform*. DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2025-1-229-240> [in Ukrainian].

4. Чорновол А.О. Гончарук Я.М., Хелемендик Є.І., Кисилиця С.О. Використання штучного інтелекту в управлінні фінансовими ризиками банків і страхових компаній. *Актуальні питання економічних наук*. 2025. № 8. 17 с. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14887306>

Chornovol, A.O. Honcharuk, Y.M., Khelemendyk, Y.I., Kysylytsya, S.O. (2025). Vykorystannya shtuchnoho intelektu v upravlinni finansovomy ryzykamy bankiv i strakhovykh kompaniy [Using artificial intelligence in financial risk management of banks and insurance companies]. *Aktualni pytannya ekonomichnykh nauk – Current issues in economic sciences*. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14887306> [in Ukrainian].

5. Бабенко-Левада В.Г., Чикалюк М.М., Ковернінська Ю.В. Вплив штучного інтелекту на інновації у фінансовому секторі України у 2024 році. *Фінанси*. 2025. 16 с. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.13992645>

Babenko-Levada, V.H., Chykalyuk, M.M., Koverninska, Yu.V. (2025). Vplyv shtuchnoho intelektu na innovatsiyi u finansovomu sektori Ukrayiny u 2024 rotsi [The impact of artificial intelligence on innovation in the financial sector of Ukraine in 2024]. *Finansy – Finances*. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.13992645> [in Ukrainian].

6. Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International. DOI: https://www.researchgate.net/figure/Receiver-Operating-Characteristic-ROC-curves-for-supervised-and-self-supervised-models_fig3_38535-3448

Скорін Юрій Іванович, канд. техн. наук, доц., доцент кафедри інформаційних систем, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця, e-mail: Yuriv.Skorin@hneu.net

Skorin Yuriy, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Systems, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics. e-mail: Yuriv.Skorin@hneu.net

ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-5218-6369>

Прийнято до друку 20.11.2025 р.
Оприлюднено 08.12.2025 р.