

УДК 657:330.3:005.342

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМАХ УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВИМИ РИЗИКАМИ

Скорін Юрій, Лукіянчук Софія

Харківський національний економічний університет ім. Семена Кузнеця

Фінансові ризики (ФР) є невід'ємною частиною роботи будь-якого бізнесу чи фінансової організації, і ефективне їхнє управління є важливим для забезпечення стабільності та отримання прибутку. 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, що 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. ФР – це складне явище, яке охоплює різні види та джерела невизначеності, а їх управління вимагає використання комплексних підходів, включаючи використання сучасних АСУ та технологій штучного інтелекту для підвищення якості аналізу та прогнозування факторів ризику. Управління фінансовим ризиком є важливим аспектом роботи банків, фінансових установ та корпорацій. Основна задача управління фінансовим ризиком полягає в тому, щоб учасники змогли вчасно виявити, оцінити та мінімізувати можливі загрози, що дозволяє приймати обґрунтовані рішення щодо збереження капіталу та забезпечення фінансової стабільності. Автоматизовані системи управління фінансовим ризиком використовують різні інструменти та технології, включаючи методи статистичного аналізу, моделювання та сучасні інтелектуальні підходи. Метою моделювання є

класифікація клієнтів на дві групи: платоспроможних та потенційно проблемних, на основі їх історичних фінансових показників. Для цього використовується відкритий набір даних з платформи Kaggle, який містить змінні, що описують профіль клієнта, наприклад, вік, дохід, кількість відкритих кредитів, історія погашення боргу та наявність прострочень [8]. Після завантаження даних проведено попередню обробку: очищення дублікатів, виключення відсутніх значень, перетворення категоріальних змінних у числові (one-hot coding), а також нормалізація числових ознак. Проведено візуальний аналіз даних для виявлення аномалій та розподілу за класами. Кореляційний аналіз дозволив встановити найбільш впливові змінні для моделювання, наприклад, історію прострочень та коефіцієнт заборгованості. Сформовано навчальну вибірку, придатну для подальшого використання в машинному навчанні [9]. 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 з платформи Kaggle – Home Credit Default Risk, який містить понад 300 000 записів клієнтів з різними характеристиками, такими як вік, рівень доходу, кількість утриманців, кредитна історія, тип житла, зайнятість тощо. Очищення та перетворення даних. Видалено значну кількість відсутніх значень у категоріях, де доповнення недоречне. 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 у даних. RFC забезпечує інтерпретацію, тоді як нейронна мережа здатна глибше виявляти нелінійні залежності в даних. Обидві моделі навчаються на 80% даних, 20% зарезервовано для тестової вибірки. Для НМ використовувалася архітектура з трьома прихованими шарами, активацією ReLU та вихідним шаром з функцією softmax. Як оптимізатор використовувався Adam. Для запобігання перенавчанню використовується Dropout. Після навчання моделі було проведено порівняльний аналіз результатів за ключовими метриками: точність, повнота, баланс F1. Модель RFS показала найвищу точність та бал F1, демонструючи хороший баланс між повнотою та точністю. НМ також показала високу продуктивність, дещо поступаючись дереву рішень. Це показує потенціал використання моделей ШІ для ефективного виявлення ФР на основі історичних 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 з найефективніших підходів до інтерпретації є використання SHAP (адитивних пояснень SHapley). Для поглибленого аналізу також було використано матрицю помилок (матрицю плутанини), яка показала, що модель має високу чутливість до ідентифікації ризикованих клієнтів, тобто більшість потенційно небезпечних програм були ідентифіковані правильно. На основі цієї таблиці можна розрахувати ключові показники: точність 84,8%; повнота 79,1%; F1-показник: 74,4%. Ці значення свідчать про досить високу якість моделі, особливо враховуючи, що в завданнях управління ризиками важливіше мінімізувати хибнонегативні результати (тобто не пропустити ризикованого клієнта). Крім того, ROC-крива, показана на рис. 1, демонструє зв'язок між чутливістю та специфічністю моделі. Площа під кривою (AUC) становила 0,89, що вказує на високу дискримінаційну здатність моделі. На

рис. 1 показано узагальнений зведений графік SHAP, який зображує 10 головних ознак, які найбільше впливають на результати моделі. Червоні крапки вказують на високі значення ознаки, сині крапки – 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 та регуляторів.

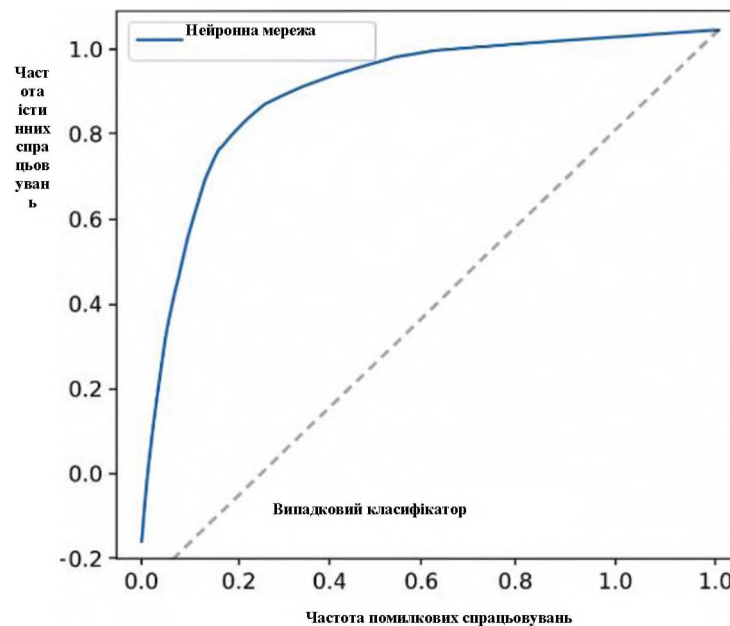


Рисунок 1 – ROC-крива нейронної мережі

У процесі дослідження проаналізовано можливості, переваги та проблеми використання ІІ в АСУ ФР; проведений аналіз теоретичних основ, класифікації ФР, технічних особливостей впровадження інтелектуальних систем; практичне моделювання на прикладі прогнозування кредитних ФР; розглянуто загальні підходи до управління ФР, визначено їх особливості в сучасних економічних умовах; проаналізовано основні принципи побудови АСУ ФР та обґрунтовано доцільність впровадження інтелектуальних методів у фінансову аналітику; проведено дослідження сучасних методів ІІ для аналізу та прогнозування ФР; розглянуто особливості моделей глибокого навчання, дерев рішень, ансамблевих методів, критерії оцінки їхньої ефективності; розглянуті питання інтерпретації моделей для впровадження ІІ 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 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.

Література:

1. Азарова А.О., Юрчук Н. П., Нікіфорова Л. О., Шиян А.А.. Інформаційні системи і технології: частина 2: навчальний посібник. Вінниця: ВНТУ, 2024. 160 с. DOI: https://pdf.lib.vntu.edu.ua/books/2025/Azarova_P2_-2024_160.pdf
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>
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>
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>
5. Бабенко-Левада Вікторія Геннадіївна, Чикалюк Микола Миколайович, Ковернінська Юлія Вікторівна. Вплив штучного інтелекту на інновації у фінансовому секторі України у 2024 році. Фінанси. 2025. 16 с. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.13992645>