

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЧЕРКАСЬКИЙ ДЕРЖАВНИЙ ТЕХНОЛОГІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

Сіньковський Артем Петрович

УДК 004:[658:005.334.4](043.3)

ДИСЕРТАЦІЯ

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ
БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ТА
НЕЧІТКОЇ ІНФОРМАЦІЇ**

122 – Комп'ютерні науки

12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень.

Використання ідей, результатів і текстів інших
авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ А. П. Сіньковський

Науковий керівник Триус Юрій Васильович, кандидат фізико-математичних наук,
доктор педагогічних наук, професор

Черкаси – 2025

АНОТАЦІЯ

Сіньковський А. П. Інформаційна технологія оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки (12 Інформаційні технології). Черкаський державний технологічний університет, Міністерство освіти і науки України, Черкаси, 2025.

У дисертаційному дослідженні вирішена актуальна науково-прикладна задача, що полягає в розробці нових та вдосконалені існуючих моделей, методів та інформаційних засобів для комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації на основі апарату нечітких множин, методів штучного інтелекту та веб-орієнтованих рішень. Вирішення цієї задачі сприятиме підвищенню точності та ефективності оцінки фінансового стану та прогнозування ризику банкрутства підприємств, що може дозволити їх керівникам вжити заходів для зниження ризиків та реалізації стратегій, спрямованих на забезпечення довгострокової стійкості підприємства.

Для визначення завдань дослідження проведено аналіз наукових досліджень, моделей та методів прогнозування фінансової нестабільності підприємств, а також практичних підходів до оцінки ризику їхнього банкрутства. Встановлено, що більшість традиційних моделей мають обмеження у врахуванні якісних характеристик діяльності підприємств та динамічних змін у бізнес-середовищі. Також проведено детальний аналіз категорій бізнес-процесів, що впливають на ризик банкрутства, та визначено ключові кількісні й якісні показники, які характеризують критичні точки нестабільності підприємства.

Розроблено модель комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства, побудовану на основі процесного підходу до аналізу його діяльності. Ця модель розглядає підприємство як складну систему з численними внутрішніми та зовнішніми зв'язками, що дозволяє враховувати неоднозначність і

невизначеність вхідних даних, властиву сучасним умовам господарювання, та передбачає аналіз кількісних і якісних показників його діяльності із застосуванням апарату нечітких множин.

На основі розробленої моделі запропоновано метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин, який передбачає поетапну процедуру збирання вхідних даних, проведення групового експертного оцінювання, побудову індивідуальних нечітких оцінок експертів та їхнє агрегування. Метод дозволяє враховувати як кількісні, так і якісні характеристики діяльності підприємства в умовах невизначеності, поєднуючи апарат нечіткої логіки з результатами експертного аналізу, що забезпечує підвищену точність і адаптивність до галузевої специфіки під час визначення рівня ризику банкрутства підприємства та формування рекомендацій щодо його запобігання або мінімізації.

Розроблено моделі нейронних мереж, які демонструють підвищену точність і надійність прогнозування рівня ризику банкрутства підприємства порівняно з методами дискримінантного аналізу та класичними нейронними мережами. Моделі здатні ефективно обробляти як попередньо оброблені, так і «сирі» (неструктуровані або мінімально оброблені) дані про діяльність підприємств, що є критично важливим в умовах обмеженої або неповної інформації. Проведено навчання та тестування моделей на реальних даних, що підтвердило їхню здатність виявляти складні, нелінійні взаємозв'язки між вхідними параметрами і забезпечувати високий рівень точності прогнозів у практичних умовах.

Реалізовано веб-орієнтовану інформаційно-аналітичну систему оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств, яка інтегрує розроблені моделі та методи й забезпечує зручний інтерфейс для користувачів, обробку вхідної інформації, формування висновків і рекомендацій для прийняття управлінських рішень. Система побудована на основі мікросервісної архітектури, що забезпечує її масштабованість, гнучкість і можливість оновлення окремих компонентів без зупинки всієї системи. Проведено комплексне тестування функціональних модулів системи, включаючи перевірку на надійність, продуктивність і відмовостійкість,

що підтвердило стабільну роботу системи в різних умовах експлуатації. Її впровадження дозволяє суттєво підвищити оперативність, точність і обґрунтованість оцінювання фінансової стабільності підприємств у динамічному бізнес-середовищі.

Практичне значення одержаних результатів наукового дослідження полягає в розробці моделей і методів, що забезпечують надійну оцінку рівня ризиків банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації й сприяють своєчасному впровадженню коригувальних заходів. З цією метою розроблена веб-орієнтована інформаційна система для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства реалізована з використанням сучасних технологій резервування даних та безперебійного функціонування, що забезпечує її відмовостійкість та високу надійність. Ефективність результатів роботи підтверджується впровадженням розробленої інформаційної технології оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації в діяльність кількох організацій і суб'єктів підприємництва. Розроблені архітектурні рішення забезпечують інтеграцію запропонованих моделей і методів у практичну діяльність підприємств з використанням технології SaaS, що особливо корисно для представників малого та середнього бізнесу.

Ключові слова: інформаційна технологія, бізнес-процеси, ризик, ризик банкрутства, прогнозування, математичні моделі, нечіткі множини, нечітка логіка, штучний інтелект, нейронні мережі, машинне навчання, передбачення, інформаційні системи.

ABSTRACT

Sinkovsky A.P. Information technology for assessing bankruptcy risk of enterprises under conditions of uncertainty and fuzzy information. – Qualifying scientific work on manuscript rights.

Dissertation for obtaining the scientific degree of Doctor of Philosophy in the specialty 122 Computer Sciences (12 Information Technologies). Cherkasy State

Technological University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Cherkasy, 2025.

This dissertation addresses a relevant scientific and practical task: the development of new and improvement of existing models, methods, and informational tools for comprehensive assessment of enterprise bankruptcy risk under conditions of uncertainty and fuzzy information. The approach is based on fuzzy set theory, artificial intelligence methods, and web-oriented solutions. Solving this task enhances the accuracy and efficiency of financial condition assessments and forecasting the bankruptcy risk of enterprises, which can help enterprise managers take preventive measures and implement strategies aimed at ensuring long-term sustainability.

To define the research objectives, an analysis was conducted of scientific studies, models, and methods for forecasting financial instability of enterprises, as well as practical approaches to assessing their bankruptcy risk. It was found that most traditional models have limitations in accounting for qualitative aspects of enterprise activity and dynamic changes in the business environment. A detailed analysis was also performed on categories of business processes influencing bankruptcy risk, and key quantitative and qualitative indicators were identified that characterize critical points of enterprise instability.

A comprehensive model for assessing the level of enterprise bankruptcy risk was developed, based on a process-oriented approach to analyzing enterprise operations. The model treats the enterprise as a complex system with numerous internal and external interconnections, allowing it to handle the ambiguity and uncertainty of input data typical of modern economic conditions. It provides for the analysis of both quantitative and qualitative performance indicators using fuzzy set theory.

Based on the developed model, a method for comprehensive bankruptcy risk assessment was proposed using fuzzy set theory. This method includes a step-by-step procedure: collecting input data, conducting group expert assessments, constructing individual fuzzy evaluations by experts, and aggregating them. The method allows for the consideration of both quantitative and qualitative enterprise characteristics under uncertainty, combining fuzzy logic tools with expert analysis results. This ensures

improved accuracy and adaptability to industry-specific factors when determining the level of bankruptcy risk and forming recommendations for its prevention or mitigation.

Neural network models were developed, demonstrating higher accuracy and reliability in predicting bankruptcy risk levels compared to discriminant analysis methods and classical neural networks. These models can effectively process both pre-processed and raw (unstructured or minimally processed) enterprise data, which is crucial under conditions of limited or incomplete information. Training and testing on real-world data confirmed the models' ability to identify complex, nonlinear relationships among input parameters and ensure high forecasting accuracy in practical scenarios.

A web-oriented information-analytical system was implemented for assessing enterprise bankruptcy risk. It integrates the developed models and methods and provides a user-friendly interface for data input, conclusion generation, and management decision support. The system is built on a microservice architecture, ensuring scalability, flexibility, and the ability to update individual components without interrupting the entire system. Comprehensive testing of the system's functional modules, including reliability, performance, and fault tolerance tests, confirmed its stable operation in various usage scenarios. Its implementation significantly improves the speed, accuracy, and validity of enterprise financial stability assessments in a dynamic business environment.

The practical significance of the obtained research results lies in the development of models and methods that provide reliable assessments of bankruptcy risk levels under uncertainty and fuzzy information, enabling timely corrective action. To this end, a web-oriented information system for bankruptcy risk assessment was developed using modern data backup and fail-safe operation technologies, ensuring its fault tolerance and high reliability. The effectiveness of the results is confirmed by the implementation of the developed information technology in the activities of several organizations and business entities. The architectural solutions developed ensure the integration of the proposed models and methods into enterprise practices via SaaS technology, which is especially beneficial for small and medium-sized businesses.

Keywords: information technology, business processes, risk, bankruptcy risk, forecasting, mathematical models, fuzzy sets, fuzzy logic, artificial intelligence, neural networks, machine learning, prediction, information systems.

Список опублікованих праць за темою дисертації:

– *статті у наукових фахових виданнях України та іноземних виданнях, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:*

1. Sinkovskyi A., Tryus Y. Web-Oriented Information and Analytical System for Assessing the Risk of Bankruptcy // Information Technology for Education, Science, and Technics Proceedings of ITEST 2024. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. Vol. 221. Springer. 2024. Pp. 406–425. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-71801-4_30 (Scopus).

Особистий внесок автора: реалізація веб-орієнтованої архітектури інформаційної системи для оцінки ризику банкрутства, включаючи інтеграцію механізму нечіткої логіки для підвищення об'єктивності аналізу кількісних та якісних показників підприємства. Обсяг – 0,26 друк. арк.

2. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Розробка та впровадження веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи для оцінки ризику банкрутства підприємств на основі мікросервісної архітектури. Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського. Випуск 3/2024 (146). С. 99–105. DOI: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.3.14>. Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: розроблення архітектури веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи для оцінки ризику банкрутства підприємств, її реалізація з використанням мікросервісної архітектури та сучасних технологій, а також проведення експериментальних досліджень. Обсяг – 0,2 друк. арк.

3. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Забезпечення відмовостійкості та стабільності роботи інформаційної системи оцінювання ризику банкрутства. // Збірник наукових праць НУК. 2024. № 3(496). С. 99–105. DOI: [http://dx.doi.org/10.15589/znp2024.3\(496\).15](http://dx.doi.org/10.15589/znp2024.3(496).15). Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: розробка засобів забезпечення відмовостійкості та стабільності роботи інформаційної системи, впровадження автоматичного масштабування, event-driven архітектури та патерну Circuit Breaker, а також дослідження стійкості окремих компонентів системи. Обсяг – 0,21 друк. арк.

4. Sinkovskyi A., Shulakov V. Developing a Neuro-Flexible Mechanism of Bankruptcy Risk Estimation Based on Conditional Parameters // Technology Audit and Production Reserves. 2024. № 8(14). P. 20–23. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.309963>. Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: побудова нейро-гнучкого механізму оцінювання ризику банкрутства підприємств із використанням нечіткої логіки та адаптивної моделі. Проведення експериментального дослідження точності прогнозування на основі фінансових показників. Обсяг – 0,15 друк. арк.

5. Sinkovskyi A., Shulakov V. Development of Fuzzified Neural Network for Enterprise Bankruptcy Risk Estimation // Technology Audit and Production Reserves. 2024. № 6(26). С. 19–22. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.306873>. Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: поєднання методів нечіткої логіки та штучних нейронних мереж для підвищення точності оцінювання ризику банкрутства підприємств, а також оптимізація нейронної мережі для обробки складних фінансових показників. Обсяг – 0,14 друк. арк.

– **наукові праці, що засвідчують апробацію матеріалів дисертації:**

6. Шулаков В., Сіньковський А., Триус Ю. Інформаційна технологія генерування синтетичних медичних даних на основі нейронних мереж // Актуальні проблеми медичної, біологічної фізики та комп'ютерних наук. Матеріали доповідей і виступів II Всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю, 7 квітня 2023 року. Вінниця: Едельвейс. С. 76-82.

Особистий внесок автора: розроблено прототип модуля генерації синтетичних даних, а також створено механізм інтеграції синтетичних даних у цільове середовище. Обсяг – 0,03 друк. арк.

7. Триус Ю.В., Сіньковський А.П., Максимов А.Є., Новосад О.О. Адаптивні інформаційні технології підтримки прийняття рішень у бізнесі // Адаптивні технології управління навчанням. Одеса, 2019. С. 26–28. URL: https://lib.iitta.gov.ua/id/eprint/721167/1/Zbirka_tez_ATL-2019.pdf

Особистий внесок автора: розробка структури модуля прийняття рішень та інтеграція з бізнес-логікою. Обсяг – 0,02 друк. арк.

8. Триус Ю.В., Гавриленко В.О., Сіньковський А.П., Новосад О.О. Інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей V Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2020): Черкаси, 21-23 травня 2020 р. Черкаси: ЧДТУ, 2020. С. 52-55. ISBN 978-966-9730-55-8.

Особистий внесок автора: створення прототипу інформаційно-аналітичної системи оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства та тестування її на реальних даних. Обсяг – 0,03 друк. арк.

9. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Використання мікросервісної архітектури як основи для забезпечення роботи з даними в інформаційно-аналітичній системі для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей VI Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2022), (Черкаси, 23-25 червня 2022 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси: ЧДТУ, 2022. С. 12–15. URL: https://itest.chdtu.edu.ua/Збірник_тез_ІТОНТ-2022_макет_26_06.pdf.

Особистий внесок автора: розроблення принципів побудови мікросервісної архітектури та її реалізація у системі оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства. Обсяг – 0,03 друк. арк.

10. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Використання мікросервісної архітектури в системі оцінювання ризику банкрутства підприємства // Сучасний стан та

пріоритети модернізації науки, освіти і технологій // Збірник тез доповідей міжнародної науково-практичної конференції (Ізмаїл, 6 липня 2024 року). Ізмаїл: ЦФЕНД, 2024. 63 с. С. 62–63.

Особистий внесок автора: розробка та впровадження мікросервісної архітектури в інформаційно-аналітичну систему оцінювання ризику банкрутства, орієнтовану на підвищення гнучкості, масштабованості та надійності. Обсяг – 0,02 друк. арк.

11. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Веб-орієнтована інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства // Тези доповідей IX Міжнародної науково-практичної конференції з проблем вищої освіти і науки «Інформаційні технології в освіті, науці і виробництві (ІТОНВ-2023)» (25-26 травня 2023 року). Луцьк: відділ іміджу та промоції ЛНТУ, 2023. 336 с. С. 275–278. URL: https://itonv.lntu.edu.ua/files/2023/zbirnyk_itonv-2023.pdf.

Особистий внесок автора: опис та реалізація веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства. Обсяг – 0,02 друк. арк.

12. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей VII Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2024), (Черкаси, 23-24 травня 2024 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси : ЧДТУ, 2024. С. 212–215. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14766662>.

Особистий внесок автора: створення інформаційної технології та її реалізація як веб-орієнтованого сервісу для вирішення задачі оцінювання ризику банкрутства підприємства в режимі он-лайн на основі процесного підходу і застосування апарату нечітких множин. Обсяг – 0,02 друк. арк.

13. Шулаков В., Сіньковський А., Триус Ю. Розподілена система генерування синтетичних медичних даних // Медико-технічна співпраця заради перемоги: Актуальні завдання медичної, біологічної фізики та інформатики. Матеріали

доповідей і виступів III Всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю, 5-6 квітня 2024 року. Вінниця: Едельвейс. С. 29–33.

Особистий внесок автора: здійснено розробку прототипу модуля генерації синтетичних даних, а також спроектовано та реалізовано механізм інтеграції згенерованих синтетичних даних у відповідне цільове середовище. Обсяг – 0,03 друк. арк.

14. Sinkovskyi A., Serhienko O., Shulakov V. Architectural Approaches and Practices of Implementing a Micro Frontend in a Web-Based System for Assessing the Risk of Enterprise Bankruptcy // IV International Science Conference, Trends in the development of science as the main way to replace old technologies, January 27–29, 2025, Plovdiv, Bulgaria. Pp. 221–224. URL: <https://eu-conf.com/en/events/trends-in-the-development-of-science-as-the-main-way-to-replace-old-technologies/>.

Особистий внесок автора: розроблення підходу до мікрофронтенд-архітектури для інформаційної системи. Обсяг – 0,03 друк. арк.

15. Sinkovskyi A., Shulakov V. Neuronetwork for predicting enterprise bankruptcy risk // XXVII International Scientific and Practical Conference «Science of the 21st Century: Searches, Problems, Development Prospects», Paris, France, July 09–12, 2024. Pp. 50-52. DOI: <http://dx.doi.org/10.46299/isg.2024.1.27>.

Особистий внесок автора: побудова нейромережевої моделі прогнозування рівня ризику банкрутства підприємства. Обсяг – 0,02 друк. арк.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	15
ВСТУП.....	18
РОЗДІЛ 1 ПРОБЛЕМИ ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА.....	27
1.1 Актуальність питання оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства.....	27
1.2 Методи оцінювання економічного ризику підприємства.....	32
1.3 Аналіз підходів, моделей і методів оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства.....	45
1.3.1 Дискримінантні моделі прогнозування ризику банкрутства.....	46
1.3.2 Еволюція моделей прогнозування банкрутства на основі logit- і probit-моделей.....	57
1.3.3 Сучасні методи прогнозування ризику банкрутства.....	58
1.4 Огляд програмних засобів аналізу ризиків банкрутства підприємства.....	60
1.5 Постановка задачі дослідження.....	65
1.6 Висновки до першого розділу.....	67
Список використаних джерел до розділу 1.....	69
РОЗДІЛ 2 КОМПЛЕКСНИЙ ПІДХІД ДО ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ АПАРАТУ НЕЧІТКИХ МНОЖИН.....	75
2.1 Процесний підхід до аналізу діяльності підприємства.....	76
2.2 Економіко-математична модель ризику банкрутства підприємства	82
2.3 Метод оцінювання ступеня ризику банкрутства підприємства на основі апарата нечітких множин.....	86
2.4 Матричний метод прогнозування банкрутства підприємства.....	101
2.5 Модель комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства	

підприємства.....	106
2.6 Метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин.....	116
2.7 Визначення компетентності експертів при оцінюванні рівня ризику банкрутства підприємства.....	130
2.8 Висновки до другого розділу.....	132
Список використаних джерел до розділу 2.....	134
РОЗДІЛ 3 МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА НА БАЗІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	137
3.1 Проблема використання нейронних мереж для опрацювання «сирих» фінансових даних.....	138
3.2 Нейронна мережа з блоком NALU для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства.....	143
3.3 Нейронна мережа з блоком фазифікації для передбачення банкрутства підприємства.....	151
3.4 Нейронна мережа для передбачення банкрутства підприємства з використанням трансформерів.....	159
3.5 Створення, тренування та експорт нейронних моделей оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства.....	167
3.6 Висновки до третього розділу.....	172
Список використаних джерел до розділу 3.....	173
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА ВЕБ-ОРІЄНТОВАНОЇ ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА.....	178
4.1 Архітектурне рішення та розробка веб-орієнтованої системи оцінювання ризику банкрутства підприємства на основі мікросервісів.....	178
4.2 Впровадження механізмів підвищення надійності та безперервності роботи системи.....	188

4.3	Комплексне тестування та перевірка функціональності системи оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства.....	196
4.4	Висновки до четвертого розділу.....	219
	Список використаних джерел до розділу 4.....	220
	ВИСНОВКИ.....	226
	ДОДАТКИ.....	229
	ДОДАТОК А Акти впровадження результатів роботи.....	230
	ДОДАТОК Б Список опублікованих праць за темою дисертації.....	236
	ДОДАТОК В Кількісні і якісні показники, що характеризують бізнес-процеси підприємства.....	241
	ДОДАТОК Г Архітектура нейронних мереж прогнозатора ризику банкрутства.....	244
	ДОДАТОК Д US Company Bankruptcy Prediction Dataset.....	247

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

IT	– інформаційні технології;
SWOT	– Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats – метод аналізу сильних і слабких сторін, можливостей і загроз;
Probit	– Probability Unit – модель для аналізу бінарних залежних змінних;
Logit	– Logistic Regression – логістична регресія;
SAP	– Systems, Applications, and Products in Data Processing – система, застосунки та продукти в обробці даних;
ISO	– International Organization for Standardization – Міжнародна організація зі стандартизації;
IIBA	– International Institute of Business Analysis – Міжнародний інститут бізнес-аналізу;
BRM	– Bankruptcy Risk Model – модель оцінювання ризику банкрутства;
ОПР	– особа, яка приймає рішення;
QWA	– Quantifier Weighted Aggregation operator – оператор квантифікованої зваженої агрегації;
MCAEBRL	– Model of Comprehensive Assessment of Enterprise Bankruptcy Risk Level – модель комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства;
NALU	– Neural Arithmetic Logic Unit – нейронний арифметико-логічний блок;
NNNALUB	– Neural Network with NALU for Bankruptcy – нейронна мережа з NALU для оцінювання банкрутства;
FNNB	– Fuzzified Neural Network for Bankruptcy – фаззифікована (нечітка) нейронна мережа для оцінювання банкрутства;
FTNNB	– Fuzzified Transformer Neural Network for Bankruptcy – нечітка трансформерна нейронна мережа для оцінювання банкрутства;
RNN	– Recurrent Neural Network – рекурентна нейронна мережа;

LSTM	– Long Short-Term Memory – мережа з довгою короткочасною пам'яттю;
ReLU	– Rectified Linear Unit – виправлена лінійна активаційна функція;
IDE	– Integrated Development Environment – інтегроване середовище розробки;
Adam	– Adaptive Moment Estimation – метод градієнтного спуску з адаптивною інерцією;
CRM	– Customer Relationship Management – управління взаєминами з клієнтами;
HR	– Human Resources – людські ресурси;
BERT	– Bidirectional Encoder Representations from Transformers – двонаправлене кодування з використанням трансформерів;
GPT	– Generative Pre-trained Transformer – генеративний попередньо натренований трансформер;
ONNX	– Open Neural Network Exchange – відкритий формат обміну моделями нейронних мереж;
BDD	– Behavior-Driven Development – розробка, орієнтована на поведінку;
DevOps	– Development & Operations – інтеграція розробки та операцій, напрям в IT та роль інженера з автоматизації;
SMTP	– Simple Mail Transfer Protocol – протокол передавання електронної пошти;
HTTP	– HyperText Transfer Protocol – протокол передавання гіпертексту;
BRP	– Bankruptcy Risk Protection – система оцінювання ризику банкрутства підприємства;
TCP	– Transmission Control Protocol – протокол керування передачею даних;
CUDA	– Compute Unified Device Architecture – платформа паралельних обчислень;

- WSS – WebSocket Secure – безпечний протокол WebSocket (на основі TLS);
- TLS – Transport Layer Security – протокол безпеки транспортного рівня;
- k8s – Kubernetes – система управління контейнерами;
- ELK – Elasticsearch, Logstash, Kibana – стек для збору, обробки й візуалізації логів.

ВСТУП

Актуальність теми.

Сучасні економічні реалії диктують необхідність оперативного реагування на виклики, що виникають у різних сферах діяльності підприємств та організацій. Здатність швидко адаптуватися до змін, ефективно управляти ризиками та забезпечувати фінансову стабільність виступають ключовими аспектами успіху будь-якого бізнесу. В умовах посилення конкурентної боротьби та економічної нестабільності підприємства потребують дієвих методів оцінки ризику банкрутства, що дозволяють запобігати фінансовим втратам.

Щодня зростає частка підприємств, які стикаються з підвищеним ризиком банкрутства внаслідок несприятливих економічних умов, ринкових коливань та внутрішніх проблем. Використання сучасних методів оцінки ризику банкрутства надає такі переваги:

- більш ефективне використання фінансових ресурсів та зниження витрат за допомогою впровадження автоматичного аналізу з використанням математичних моделей;
- прийняття обґрунтованих управлінських рішень завдяки використанню методів штучного інтелекту та аналітики;
- врахування невизначеності та суб'єктивності оцінок, що дозволяє адаптуватися до змін ринкових умов та підвищити точність прогнозування потенційних загроз;
- інтеграція різних факторів ризику та їх взаємодії, що забезпечує більш комплексний підхід до оцінки стану підприємства.

Аналіз існуючих моделей та методів оцінювання ступеня ризику банкрутства показав: традиційні підходи часто не враховують невизначеність та суб'єктивність оцінок, що обмежує їх ефективність.

Помилки під час оцінки ступеня ризику банкрутства підприємства та недостатній моніторинг його фінансового стану призводять до серйозних наслідків, таких як: фінансові втрати, зниження довіри інвесторів, погіршення кредитного

рейтингу, що в кінцевому результаті може призвести до банкрутства підприємства.

Оцінка ступеня ризику банкрутства підприємства потребує використання сучасних технологій, таких як: штучний інтелект, машинне навчання та аналітика великих об'ємів даних. Це забезпечує більш точне прогнозування потенційних загроз та підвищує ефективність реагування на них.

Дослідження щодо оцінки ступеня ризику банкрутства дозволить ідентифікувати існуючі та виявити нові потенційні загрози, визначити ефективні методи фінансової стабілізації з можливістю впровадження превентивних заходів, забезпечити надійне фінансове здоров'я підприємства. Перелічені процеси допоможуть підприємствам уникнути можливих загроз або зменшити наслідки у разі настання кризи та підвищити ефективність реалізації бізнес-стратегій.

Отже, дослідження у сфері оцінки ступеня ризику банкрутства є особливо актуальним завданням для підприємств, які прагнуть зберегти свою фінансову стабільність та конкурентоспроможність на ринку.

Впровадження ефективних методів оцінки ступеня ризику банкрутства дозволить підприємствам вчасно виявляти потенційні загрози, приймати обґрунтовані управлінські рішення та розробляти превентивні заходи для запобігання фінансовим втратам. Це, в свою чергу, сприятиме підвищенню рівня фінансової стабільності та забезпечить довгострокову життєздатність підприємства.

У дослідженнях, присвячених економічним ризикам, значну увагу приділяють оцінці та мінімізації можливих втрат у бізнес-процесах. Зокрема, у працях В. В. Вітлінського, О. Б. Данченко та ін. розглядаються сучасні підходи до їхнього менеджменту в економічній діяльності, з акцентом на аналіз бізнес-процесів як одного з ключових елементів ефективного управління.

Дослідження з питань оцінки ризику банкрутства підприємств представлені в працях таких науковців, як Е. Альтман, Й. Тетенс, Ф. Найт, М. Бівер, О. М. Барановська. Їхні роботи вказують на важливість комплексного підходу до аналізу фінансового стану підприємств, що дозволяє більш точно оцінювати ступінь ризику банкрутства та вчасно вживати заходів для їх мінімізації. Серед

науковців, які займалися цим питанням, також слід відзначити К. Беермана, С. Спрінгейта, Р. Ліса, Д. Чессера, Дж. Фулмера, Р. Таффлер, Г. Тішоу, Д. Стосе, Й. Гайдака, які також зробили значний внесок у розвиток даної теми.

Вивченню діяльності підприємств в контексті визначення ризику банкрутства присвячені наукові праці таких зарубіжних та вітчизняних вчених, як Г. Джанг, С. Хо, О. О. Терещенко, В. П. Мартиненко та ін. У своїх дослідженнях вони підкреслюють важливість виявлення ранніх ознак фінансових труднощів, що забезпечує можливість своєчасного впровадження коригувальних заходів з метою мінімізації потенційних негативних наслідків.

Питанням розробки моделей прогнозування та оцінки імовірності банкрутства присвячені роботи Д. Л. Олсона, І. М. Премачандра, Дж. А. Охлсона, Д. Делена, Ю. Менга. Їхні дослідження спрямовані на створення інструментів, які дозволяють підприємствам заздалегідь ідентифікувати фінансові проблеми, оцінювати ступінь ризику банкрутства та розробляти стратегії для їх уникнення, що є критично важливим в умовах економічної нестабільності.

Застосування нечіткої логіки та нейронних мереж для прогнозування фінансової стійкості підприємств досліджували Ю. П. Зайченко, М. З. Згуровський, А. В. Матвійчук, Л. М. Дебунов, Р. Белл. Їхні роботи мають на меті підвищення точності оцінювання ризику банкрутства шляхом впровадження методів штучного інтелекту, що забезпечують адаптивність і стійкість моделей у складних та нестабільних економічних умовах. Варто відзначити вагомі наукові напрацювання А. М. Тригуби, В. Д. Дербенцева, Є. Є. Федорова та К. В. Колеснікової, присвячені використанню нейронних мереж, машинного навчання та нечіткої логіки в різних сферах – від аналізу даних і керування складними технічними системами до медичної діагностики та автоматизованого прийняття рішень.

Отже, оцінка та управління ризиком банкрутства є невід'ємною частиною успішного функціонування сучасних підприємств. Ефективне управління діяльністю підприємств, включаючи моніторинг фінансових показників, аналіз ринкових умов та внутрішніх бізнес-процесів, дозволяє своєчасно ідентифікувати загрози та розробити стратегії для їх мінімізації.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Робота виконана у відповідності до тематики наукових планів кафедри комп'ютерних наук та системного аналізу Черкаського державного технологічного університету в рамках науково-дослідної роботи «Веб-орієнтовані інформаційні технології підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності, ризику та нечіткої інформації для підприємств малого і середнього бізнесу та закладів вищої освіти» (№ державної реєстрації: 0124U000900, 2024 – 2027 р.р.), де автор був виконавцем окремих розділів.

Мета і завдання дослідження.

Метою дисертаційної роботи є підвищення точності прогнозування ступеня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації шляхом розробки та впровадження моделей, методів та інформаційних засобів, які забезпечать комплексну оцінку стану підприємства з урахуванням оцінок стану його бізнес-процесів, що визначаються на основі аналізу їх кількісних і якісних показників.

Досягнення поставленої мети потребує вирішення наступних *завдань* дисертаційного дослідження:

- провести аналіз наукових досліджень, моделей та методів прогнозування фінансової нестабільності підприємств, практичних результатів щодо особливостей оцінки ризику їх банкрутства, а також провести аналіз категорій бізнес-процесів підприємств та їх кількісних і якісних показників, що впливають на ризик банкрутства;
- розробити модель для комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства, засновану на процесному підході до аналізу діяльності підприємства з використанням апарата нечітких множин та результатах групової експертизи;
- розробити метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин в умовах невизначеності та нечіткої інформації;

- розробити моделі нейронних мереж, що забезпечують значне покращення точності та надійності прогнозування рівня ризику банкрутства підприємства в порівнянні з традиційними методами;
- розробити веб-орієнтовану інформаційно-аналітичну систему для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації, яка дозволить інтегрувати розроблені моделі та методи в практичну діяльність підприємств.

Об’єктом дослідження є процеси прогнозування банкрутства підприємств.

Предметом дослідження є моделі, методи та інформаційні засоби оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації.

Методи дослідження. Методологічна основа дослідження представлена наступними методами: системного аналізу в процесі визначення особливостей оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств; економічного моделювання для розробки моделей прогнозування і оцінки ризику банкрутства; експертної оцінки для визначення значень кількісних і якісних показників бізнес-процесів підприємства; математичного моделювання для дослідження процесів оцінювання рівня ризику банкрутства; теорії нечітких множин та нечіткої логіки для обробки лінгвістичних оцінок експертів та невизначеності у фінансових даних; штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, для підвищення точності передбачення банкрутства підприємства.

Наукова новизна одержаних результатів.

Вперше:

- розроблено модель комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства, засновану на процесному підході до аналізу діяльності підприємства з використанням кількісних і якісних показників його бізнес-процесів, що дозволяє більш точно описувати реальний стан підприємства і здійснювати прогнозування рівня ризику банкрутства в умовах невизначеності та нечіткої інформації;

- розроблено метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації на базі апарату нечітких множин, який використовує процедуру групової експертизи і визначає не лише рівень ризику банкрутства підприємства, але й надає комплекс рекомендацій щодо заходів запобігання та усунення ризиків банкрутства для підприємства як у цілому, так і окремо для кожного бізнес-процесу, з урахуванням рівнів компетентності експертів, що динамічно уточнюються за результатами попередніх експертиз;
- розроблено модель нейронної мережі на базі трансформної архітектури в поєднанні з блоками фазифікації, що забезпечує значне підвищення точності передбачення банкрутства підприємства на основі фінансових показників його діяльності.

Одержали подальший розвиток:

- методи опрацювання «сирих» вхідних даних для нейронних мереж за рахунок використання процедури фазифікації, що забезпечує більш гнучке представлення даних у латентному просторі нейронної мережі, а також дозволяє їй однаково ефективно функціонувати для підприємств різного розміру, завдяки інваріантності до масштабів фінансових показників.

Удосконалено:

- методи оцінювання компетентності експертів шляхом впровадження комплексного аналізу їхньої історії участі в експертизах, що забезпечує формування складу експертної групи з найбільш компетентних експертів.

Практичне значення одержаних результатів

Практичне значення одержаних результатів наукового дослідження полягає в розробці моделей і методів, що забезпечують надійну оцінку рівня ризиків банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації й сприяють своєчасному впровадженню коригувальних заходів. Ефективність запропонованих моделей і методів щодо підвищення точності прогнозування ризику банкрутства була підтверджена під час їх застосування в українських компаніях. Розроблена веб-орієнтована інформаційно-аналітична система для

оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства реалізована з використанням сучасних технологій резервування даних та безперебійного функціонування, що забезпечує її відмовостійкість та високу надійність. Крім того, запропоновані в системі архітектурні рішення дозволяють інтегрувати запропоновані методи у практичну діяльність підприємств, забезпечуючи гнучкість та адаптивність до змінних зовнішніх умов.

Практичне значення результатів роботи підтверджується впровадженням розробленої інформаційної технології оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації в діяльність кількох організацій і суб'єктів підприємництва. Впровадження здійснено на ТОВ «Асторія 2006», м. Черкаси (підтвердження від 03.04.2025), у діяльність ФОП Дорошенка Руслана Олександровича (акт від 30.04.2025), ФОП Кононенка Андрія Богдановича (акт від 02.02.2025), а також у ГО «Інститут сприяння партнерству та соціальних ініціатив». Отримані результати свідчать про доцільність та ефективність використання розробленої інформаційної технології у сфері прогнозування банкрутства підприємств у сучасних умовах (Додаток А).

Результати дисертаційної роботи та розроблена web-орієнтована інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства впроваджені в освітній процес кафедри комп'ютерних наук та системного аналізу Черкаського державного технологічного університету (Акт впровадження від 08.05.2025 (Додаток А)).

Результати роботи можуть бути використані в діяльності організацій будь-якої форми власності та напряму бізнесу для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації, а також в освітньому процесі закладів вищої освіти для підготовки майбутніх фахівців з інформаційних технологій.

Особистий внесок здобувача. Усі наукові результати, що виносяться на захист, одержані здобувачем самостійно. У публікаціях, виконаних у співавторстві, особисто здобувачу належать: [1] – реалізація веб-орієнтованої архітектури системи з інтеграцією механізму нечіткої логіки для покращення об'єктивності

аналізу показників підприємств; [2] – розроблення архітектури веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи оцінювання ризику банкрутства підприємств, її реалізація з використанням мікросервісної архітектури та проведення експериментальних досліджень; [3] – створення засобів забезпечення відмовостійкості та стабільності роботи інформаційної системи, впровадження event-driven архітектури, автоматичного масштабування та патерну Circuit Breaker, а також дослідження стійкості компонентів; [4] – побудова нейро-гнучкого механізму оцінки ризику банкрутства на основі нечіткої логіки та адаптивної моделі, а також експериментальна перевірка точності прогнозування; [5] – інтеграція методів нечіткої логіки та штучних нейронних мереж, оптимізація нейромережевої моделі для обробки складних фінансових даних; [6] – розроблено прототип модуля генерування синтетичних даних; [7] – розробка структури модуля прийняття рішень у системі підтримки бізнес-процесів та його інтеграція з бізнес-логікою; [8] – створення прототипу інформаційно-аналітичної системи оцінювання ризику банкрутства підприємства та тестування її на реальних даних; [9] – розроблення принципів побудови мікросервісної архітектури та її впровадження у систему для роботи з даними; [10] – розробка та впровадження мікросервісної архітектури в інформаційно-аналітичну систему оцінювання ризику банкрутства, орієнтовану на підвищення гнучкості, масштабованості та надійності; [11] – опис та реалізація веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи оцінювання ризику банкрутства; [12] – створення інформаційної технології для оцінки ризику банкрутства підприємства як веб-орієнтованого сервісу із застосуванням нечітких множин та процесного підходу; [13] – спроектовано та реалізовано механізм інтеграції згенерованих синтетичних даних у відповідне цільове середовище; [14] – розроблення підходу до мікрофронтенд-архітектури для системи оцінювання ризику банкрутства; [15] – побудова нейромережевої моделі для прогнозування ризику банкрутства підприємства з використанням фінансових показників.

Апробація результатів дисертації. Результати досліджень дисертаційної роботи доповідалися та обговорювалися на таких національних та міжнародних науково-практичних конференціях: Міжнародна науково-практична конференція

«Адаптивні технології управління навчанням» (м. Одеса, Україна, 2019); Міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2020, ІТОНТ-2022, ІТОНТ-2024) (м. Черкаси, Україна: Черкаський державний технологічний університет, 2020, 2022, 2024); Міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні технології в освіті, науці і виробництві» (ІТОНВ-2023) (м. Луцьк, Україна: Луцький національний технічний університет, 2023); Міжнародна науково-практична конференція «Сучасний стан та пріоритети модернізації науки, освіти і технологій» (м. Ізмаїл, Україна, 2024); International Scientific Conference «SCIENCE OF THE 21ST CENTURY: Searches, Problems, Development Prospects» (Paris, France, 2024); IV International Scientific and Practical Conference «Trends in the Development of Science as the Main Way to Replace Old Technologies» (Plovdiv, Bulgaria, 2025).

Публікації.

За результатами дослідження опубліковано 15 наукових праць: 4 наукових статті у фахових виданнях України; 1 наукова стаття у іноземному виданні, що індексується у Scopus; 10 тез доповідей на наукових конференціях (Додаток Б).

Структура дисертації.

Дисертація включає вступ, 4 розділи, висновки та 5 додатків. Загальний обсяг дисертації – 249 сторінки, з них основного тексту – 148 сторінок. Дисертація містить 68 рисунків, 29 таблиць в основному тексті та посилання на 132 використаних джерела.

РОЗДІЛ 1

ПРОБЛЕМИ ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА

В умовах глобалізації та зростання конкуренції на регіональному і міжнародному рівнях, оцінка ризику банкрутства підприємств набуває особливого значення. Це питання стає ще більш актуальним в сучасній економічній ситуації, яка характеризується фінансовою нестабільністю, інфляційними процесами, а також періодичними спадами та депресіями. У таких умовах діяльність підприємств піддається значним коливанням через вплив різноманітних факторів, що ускладнює їхню здатність до адаптації.

Під час економічної кризи підприємства стикаються з погіршенням фінансового стану, зумовленого як внутрішніми, так і зовнішніми факторами. Це призводить до порушення їх функціонування, зниження ринкової вартості активів, погіршення ліквідності та якості фінансових інструментів. Сумарно, ці негативні тенденції можуть суттєво підвищити ризик банкрутства підприємства.

Основною метою цього розділу є аналіз наявних методів оцінки ризику банкрутства підприємств, зокрема таких підходів, як дискримінантний аналіз та регресійні моделі. Особливу увагу приділено сучасним методам штучного інтелекту, які демонструють високу точність і надійність у прогнозуванні банкрутства. Глибоке розуміння та ефективне застосування цих інструментів є критично важливим для підтримки стабільності підприємств в умовах економічної нестабільності, що підкреслює важливість подальших досліджень у цій сфері.

1.1 Актуальність питання оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства

Сучасна економічна ситуація характеризується фінансовою нестабільністю, інфляцією, періодами спаду та депресії, які циклічно повторюються, а також значним зростанням конкуренції на регіональному і міжнародному рівнях. У таких

умовах діяльність підприємств піддається значним коливанням через різноманітні фактори, при цьому деякі з них успішно розвиваються, тоді як інші, не маючи можливості протистояти стагнації, депресії та кризі, при цьому маючи кредитну заборгованість, опиняються на межі банкрутства.

В економічній теорії криза визначається як період загострення суперечностей у соціально-економічній системі (організації), що ставить під загрозу її стабільність та можливість виживання в умовах навколишнього середовища. Економічна криза є тимчасовим і нестабільним динамічним процесом, який характеризується постійними змінами в основних параметрах [1].

Фінансова криза, у свою чергу, визначається як довготривала неплатоспроможність підприємства, збиткова діяльність або відсутність потенціалу (передусім фінансового) для продовження функціонування [2]. Інакше кажучи, фінансова криза для підприємства означає раптове погіршення його фінансового стану через накопичення та реалізацію ризиків, зумовлених як внутрішніми, так і зовнішніми факторами. Це призводить до порушення його функціонування, зниження ринкової вартості цінних активів, погіршення ліквідності та якості фінансових інструментів, а також може призвести до банкрутства [1].

Проблема неплатежів в економіці значною мірою зумовлена не лише зовнішніми чинниками, а й нераціональним управлінням та неефективним використанням позикових коштів, що є основними факторами, які характеризують внутрішню діяльність підприємств. Загальна неплатоспроможність ускладнює або робить неможливими ефективні заходи для покращення економічного стану підприємства, у тому числі для його виходу з кризової ситуації [3].

Банкрутство являє собою найвищий ступінь кризового стану підприємства [2]. Це явище поширене в економічній практиці, але його наслідки можуть бути різними. З одного боку, фінансова нестабільність і неплатоспроможність підприємств погіршують економічну ситуацію. З іншого боку, закриття підприємства може змінити технологічні процеси, призвести до соціальної напруженості в регіоні та спричинити інші негативні наслідки [3].

Банкрутство є комплексним процесом, який може бути розглянутий з різних сторін: юридичної, управлінської, організаційної, фінансової та обліково-аналітичної. Процедура банкрутства зазвичай є фінальною стадією невдалої діяльності підприємства, якій передують етапи стабільної роботи та незначних фінансових труднощів. Банкрутство зазвичай не є несподіванкою, особливо для досвідчених фінансистів і менеджерів, які постійно здійснюють моніторинг розвитку своїх підприємств, а також ключових партнерів і конкурентів [3].

Поняття «банкрутство» може розглядатися як фактичний фінансовий стан підприємства, що характеризується неспроможністю виконувати свої фінансові зобов'язання, так і юридичний статус, офіційно закріплений відповідно до правових норм [2].

Фактичне банкрутство характеризується нездатністю підприємства здійснювати платежі за своїми зобов'язаннями, що виникає через перевищення боргів над активами та порушення структури балансу, яке призводить до припинення розрахунків із кредиторами [4].

Юридичне банкрутство – визнана господарським судом нездатність боржника, крім страховика або кредитної спілки, відновити свою платоспроможність за допомогою процедури санації та реструктуризації і погасити встановлені у порядку, визначеному цим Кодексом, грошові вимоги кредиторів інакше, ніж через застосування ліквідаційної процедури або процедури погашення боргів боржника, а також віднесення страховика або кредитної спілки відповідно до рішення Національного банку України до категорії неплатоспроможних відповідно до Закону України «Про страхування» або Закону України «Про кредитні спілки» [5].

Нерівномірний розвиток економіки та її окремих галузей є характерною ознакою сучасної ринкової економіки. Цей процес часто супроводжується значними змінами у виробництві та збуті, а також помітним зниженням виробничих показників підприємств. Важливо розглядати ці явища як результат взаємодії різних економічних чинників та стратегій розвитку, а не лише як випадкову сукупність негативних обставин. Такий нерівномірний розвиток може

відображати особливості споживчого попиту, інноваційні зміни у галузях, а також ефективність управління ресурсами на різних рівнях економічної діяльності підприємства.

Отже, це явище вимагає гнучких та адаптивних стратегій управління, спрямованих на досягнення стабільного економічного зростання підприємства як важливої складової в умовах зростаючого економічного тиску. На основі результатів наукових досліджень існує декілька зон ризику, що характеризуються високим рівнем економічної напруги на підприємствах. Так, у роботі [6] було визначено, що для їх розмежування встановлюються точки відліку негативних та позитивних економічних результатів підприємницької діяльності. Ризики можна інтерпретувати як потенційні події або умови, які можуть призвести до позитивних чи негативних наслідків. Серед негативних наслідків можна виділити можливість понесення фінансових збитків, виникнення неплатоспроможності через операційні проблеми, а також повну втрату майнових активів підприємства [7-11].

Точками відліку негативних економічних результатів можуть бути [6]:

- прибуток P , менший або рівний нулю;
- втрати, дорівнюють величині високоліквідних активів підприємства, що можуть призвести до загрози неплатоспроможності підприємства ($P_{пл}$);
- втрати, дорівнюють власному капіталу підприємства (P_k).

Точками відліку позитивних економічних результатів можуть бути [6]:

- прибуток більше нуля;
- безпечна ставка рентабельності (P_6), яку ще називають «умовно безризиковою», оскільки вона може бути отримана внаслідок інвестування коштів в умовно безризикові види діяльності (активи);
- середньоринкова ставка рентабельності (P_p);
- середньогалузева ставка рентабельності (P_r);
- внутрішня ставка рентабельності (P_v).

Як зазначено в роботі [6], підприємство може перебувати в різних зонах ризику, які представлені у таблиці 1.1. Значення $P > 0$ – прибуток підприємства, тоді як $P < 0$ – збитки підприємства.

Характерним для інтервалу можливих негативних наслідків ($-P_k \leq P < 0$) є точка $P = -P_k$. Ця точка позначає від'ємну рентабельність активів, причому абсолютна величина збитків наближається або дорівнює величині власного капіталу підприємства, оскільки підприємець не може втратити більше того, що має – суму власних активів. Компенсація негативних проявів ризику фактично означає банкрутство підприємства (у разі співпадіння величини збитків з розміром власного капіталу) або значну фінансову кризу (у випадку наближення величини негативних наслідків до суми власного капіталу підприємства) [6].

Таблиця 1.1 – Зони ризиків та їх опис [6]

Назва зони	Опис зони
Зона прийнятного ризику ($P \geq P_v$)	Прибутки, величина яких перевищує конкурентні показники рентабельності
Зона допустимого ризику ($P_6 \leq P < P_v$)	Прибутки, рівень яких перевищує безпечну (безризикову) ставку доходів, але є нижчими від конкурентних (середньоринкових або середньогалузевих) показників
Зона недоцільного підприємництва ($0 \leq P < P_6$)	Прибутки в межах безпечної ставки доходності активів
Зона критичного ризику ($-P_{пл} \leq P < 0$)	Збитки, що наближаються до величини високоліквідних активів
Зона катастрофічного ризику ($-P_k \leq P < -P_{пл}$)	Збитки, більші ніж сума активів підприємства
Банкрутство підприємства ($P < -P_k$)	Закриття і розпродаж майна

Оскільки вказані наслідки є найбільш негативними для підприємства, то відповідно інтервал можливих подій ($-P_k \leq P < -P_{пл}$) називають *зоною катастрофічного ризику* [6]. Без необхідних профілактичних заходів кількість збанкрутілих підприємств може призвести до зниження економічної стабільності країни, руйнації виробничих процесів, зниження репутації країни на світовому ринку [12].

Кризові ситуації, які виникають через відсутність належних профілактичних заходів, можуть призвести до значного розбалансування економіки підприємства та його неспроможності підтримувати фінансове забезпечення виробничого процесу, що розглядається як банкрутство підприємства [13]. Для уникнення

такого стану необхідно впроваджувати спеціальні заходи, призупиняти діяльність окремих підприємств або здійснювати їх ліквідацію. Світова практика свідчить, що такі заходи є систематичними. У країнах, де ведеться відповідна статистика, спостерігається високий рівень банкрутства серед нових компаній. Наприклад, англійські дослідники зазначають, що приблизно 70-80% нових компаній припиняють свою діяльність до кінця другого року їх існування [14]. Це підтверджує, що банкрутство та кризові ситуації є невід'ємною складовою життєвого циклу підприємства та пов'язані із закономірностями ринкової економіки.

Для кожного підприємства існує певна межа зростання, після досягнення якої виникають кризові явища. Одні й ті самі процеси можуть як сприяти розвитку, так і уповільнювати його. Наприклад, швидке розширення бізнесу може призвести до зростання доходів, але водночас створити проблеми в управлінні та фінансовій стабільності. Високий попит на продукцію може стимулювати інновації та підвищення ефективності, але також викликати дефіцит ресурсів та збільшення витрат.

В Україні перехід до ринкових відносин став фактором, який прискорив появу кризових ситуацій у більшості вітчизняних підприємств, що призвело до їх банкрутства [3]. Основними чинниками, які наближують кризовий стан українських підприємств, є політична та економічна нестабільність, військові конфлікти на території країни, порушення фінансового регулювання та інфляційні процеси [2]. У даний час усі підприємства в Україні функціонують в умовах невизначеності [15].

1.2 Методи оцінювання економічного ризику підприємства

Відомо, що німецький математик Йоганн Тетенс першим запропонував використовувати половину величини середньоквадратичного відхилення як міру ризику [1]. Він розглядав це відхилення як обсяг очікуваних збитків для страхової установи відповідно до умов страхового договору.

У свою чергу, американський економіст Френк Найт визначив ризик як тип непевності, що підлягає оцінюванню та вимірюванню, і для цього запропонував використання імовірностей [1]. Найт класифікував імовірності на три основних види, в залежності від точності розрахунків [1]:

- *математична (априорна) імовірність* – визначається на основі теоретичних моделей і принципів;
- *статистична (апостеріорна) імовірність* – визначається на основі статистичних даних і результатів досліджень;
- *експертне оцінювання* – ґрунтується на думці фахівців та експертів у певній області.

З часом поняття ризику розширилося і стало охоплювати не лише імовірність виникнення невизначених подій, але й імовірність негативного результату, який пов'язаний із можливими втратами в процесі господарської діяльності. Важливо зазначити, що поняття втрат і ризику є різними концепціями і ототожнювати ризик виключно з втратами було б неправильно. Однак, в економічній діяльності, саме втрати відображають рівень наявного ризику.

На сучасному етапі у науковій літературі пропонується кілька трактувань поняття «ризик»:

Ризик – це рішення або дії, наслідком яких можуть бути як позитивні, так і негативні результати непередбачуваних змін у внутрішньому і зовнішньому середовищі організації [2].

Ризик – це нестабільність або невизначеність майбутнього, точніше, рівень невизначеності, пов'язаний з проектом або інвестиціями [16].

Ризик – це імовірність втрати частини ресурсів, недоотримання прибутків або виникнення додаткових витрат внаслідок здійснення господарської діяльності [1].

Ризик – це імовірність виникнення подій або сукупності взаємопов'язаних випадкових подій, які можуть спричинити збитки для об'єкта, на який цей ризик поширюється [17].

Ризик завжди супроводжує процес прийняття рішень в умовах невизначеності та нечіткої інформації. Відсутність ризику в управлінні

підприємством може свідчити про серйозні недоліки в організації процесу управління [18]. Згідно з дослідженням [16], повна відсутність ризику є практично неможливою в економічних умовах, оскільки ризик виникає через об'єктивні економічні закономірності. Попри те, що рівень ризику може варіюватися, його повне уникнення є неможливим. Спроби уникнути одного виду ризику часто призводять до виникнення інших, що підкреслює неминучість ризику в економічній діяльності.

З одного боку, ризик може проявлятися у вигляді можливих невдач або матеріальних втрат, які можуть виникнути внаслідок реалізації певного рішення. З іншого боку, ризик також може бути пов'язаний з потенційним отриманням додаткового прибутку. Це пояснює, чому підприємці готові йти на ризик, адже в ринкових умовах, поряд із можливими збитками, існує імовірність отримання додаткових прибутків [16].

В Україні концепція ризикології, як новий напрямок наукових досліджень, була вперше представлена на конференції, що відбулася у жовтні 1998 року в Київському економічному університеті [1]. Відомий сучасний український економіст, професор В. Вітлінський, виокремив ключові аксіоми ризикології, які включають [1, 8]:

- *аксіому загальності* – стверджує, що будь-яка діяльність в межах фінансово-економічної системи супроводжується ризиками, які можуть проявитися і призвести до небажаних наслідків. Це може включати ризик невикористаних можливостей, що впливають на систему в цілому або на її окремі складові;

- *аксіому прийнятності* – підкреслює, що кожна інтелектуальна система, яка займається певними видами діяльності, оцінює ступінь ризику, використовуючи свої внутрішні категорії та гіпотези. Ці оцінки залежать від стану та динаміки зовнішнього середовища, а також від ставлення суб'єкта до ризику;

- *аксіому неповторюваності* – стверджує, що структура і міра ризику змінюються з часом і не повторюються навіть у подібних ситуаціях. Це пов'язано з тим, що у соціально-економічному середовищі зберігається гомеостаз – відносна

динамічна сталість складу і властивостей внутрішнього середовища, але одночасно відбуваються трансформаційні процеси на всіх рівнях управлінської ієрархії. На глобальному та макроекономічному рівнях ці трансформації стають перманентним явищем, що можуть відбуватися з різною швидкістю в різних місцях та у різні періоди часу.

Розвиток ринкової економіки та її інфраструктури, впровадження нових механізмів для налагодження господарських взаємозв'язків, зростання підприємницької діяльності і конкуренції вимагають удосконалення теорії підприємницьких ризиків. Це включає як розробку нових методів для оцінки і управління ризиками, так і їх впровадження на різних рівнях економічної діяльності: національному, регіональному, місцевому, галузевому, на рівні окремих підприємств, цехів чи ділянок, незалежно від форми власності [1]. Такий комплексний підхід забезпечує більш ефективне управління ризиками, що, в свою чергу, сприяє стабільному розвитку економіки та підвищенню її конкурентоспроможності.

В економічній літературі існує багато спроб визначити поняття ризику. Одним з найбільш послідовних підходів є твердження, що ризик в основі своїй є невизначеністю [1]. Невизначеність, у свою чергу, тісно пов'язана з проблемою неповноти знань про середовище функціонування, зокрема з обмеженістю інформації, необхідної для прийняття господарських рішень [18].

Невизначеність стосується питання достовірності інформації, викладеної у твердженні, та пов'язана з надійністю змісту (або значення) цієї інформації. Інформація, що має невизначений характер, зазвичай подається за допомогою таких термінів, як «ймовірно», «можливо», «правдоподібно» або «достовірно». У зв'язку з наявністю невизначеності неможливо з достатньою точністю встановити достовірність такої інформації [19].

Невизначеність ситуації проявляється через численні змінні фактори, такі як контрагенти, дії яких важко спрогнозувати з прийнятною точністю. Вона також може бути зумовлена відсутністю чітко визначених цілей і критеріїв їх оцінювання, змінами в суспільних потребах і споживчому попиті, непередбачуваними

інноваціями в технологіях і техніці, змінами кон'юнктури світового ринку, політичними коригуваннями економічної траєкторії, а також непередбачуваними природними явищами [1].

У свою чергу, невизначеність первинної інформації ускладнює об'єктивну оцінку стану об'єкта управління та навколишнього середовища [1].

Невизначеність є постійною та об'єктивною характеристикою ринкового середовища, незалежно від того, чи вона враховується чи ігнорується. Недооцінка невизначеності може бути небезпечною не лише для окремих суб'єктів, але й для людства в цілому. На сучасному етапі розвитку економічних систем, невизначеність розглядається як невід'ємна частина ринкового середовища, яке постійно змінюється. Це потребує адаптації поведінки економічних суб'єктів, в тому числі через прийняття рішень в умовах невизначеності [18].

У [17] розглядаються різні аспекти невизначеності, зокрема поняття повної та неповної невизначеності.

Повна невизначеність характеризується практично нульовою прогностичністю подій:

$$\lim_{t \rightarrow n} P_t = 0, \quad (1.1)$$

де P_t – імовірність настання події;

t – час;

n – кінцевий час прогнозування події.

Це означає, що в умовах повної невизначеності суб'єкти господарювання не мають можливості прогнозувати ні перспективи власного розвитку, ні ситуацію на ринку в цілому [17].

Повна визначеність, навпаки, характеризується імовірністю настання події, близькою до 1:

$$\lim_{t \rightarrow n} P_t = 1. \quad (1.2)$$

При цьому, у разі повної визначеності, суб'єкти господарювання можуть зі стовідсотковою імовірністю прогнозувати як свою стратегію на ринку, так і тенденції його розвитку.

Часткова невизначеність має імовірність настання події в межах від 0 до 1:

$$0 < P_n < 1. \quad (1.3)$$

Часткова невизначеність має конкретний практичний характер для господарських суб'єктів, на відміну від повної невизначеності та повної визначеності, які є теоретичними концепціями, що в основному використовуються для розуміння можливостей та обмежень суб'єктів господарювання [17].

Не менш суттєвим чинником, що впливає на визначення рівня ризику, є нечіткість. *Нечіткість* пов'язана зі змістовою стороною інформації, представленій у формі висловлювання, з урахуванням ступеня деталізації значень змінної. Інформація вважається чіткою, якщо значення певної змінної є атомарним щодо області визначення її можливих значень. Натомість, нечітка інформація характеризується підмножиною значень області визначення [19].

Оцінка ризику являє собою загальний процес, що включає ідентифікацію, аналіз та оцінку ступеня (рівня) ризику [20]. Оцінювання ступеня ризику проводиться лише після того, як ризики були ідентифіковані та класифіковані в одній з трьох основних категорій [18]:

- *відомі ризики* – ризики, які вже зафіксовані та розпізнані в процесі попередніх оцінок;
- *ризики, які можна передбачити* – ризики, що можуть бути ідентифіковані на основі аналізу минулого досвіду чи доступних даних;
- *непередбачувані ризики* – ризики, які не можуть бути передбачені чи заздалегідь виявлені через їхній непередбачуваний характер.

Ідентифікування ризику – це процес виявлення, усвідомлення та реєстрації ризиків. Цей процес охоплює визначення причин і джерел ризику (небезпеки, що можуть призвести до фізичної шкоди), подій, ситуацій або обставин, які можуть вплинути на досягнення цілей, а також визначення характеру цього впливу [12].

На етапі ідентифікування ризику визначаються можливі ситуації, що можуть вплинути на досягнення цілей системи або організації [12]. Після ідентифікації ризику організація повинна визначити наявні засоби контролювання, що включають аспекти конструктивних особливостей, процесів і систем [12]. Це

дозволяє не лише виявити потенційні ризики, але й розробити ефективні стратегії для їх управління та зменшення негативного впливу на підприємство.

Економічні ризики охоплюють широкий спектр невизначеностей, які можуть вплинути на стабільність підприємства. Економічний ризик є специфічним видом ризику, що вимагає окремого аналізу та оцінки, оскільки він пов'язаний із фінансовими втратами, які можуть загрожувати не лише самому підприємству, але й його кредиторам, постачальникам та працівникам.

Правильна оцінка економічного ризику забезпечує можливість об'єктивно визначити обсяг потенційних втрат і розробити стратегії для їх уникнення або мінімізації. У випадках, коли уникнення втрат є неможливим, точна оцінка ризику допомагає розробити плани для ліквідації їх наслідків. Таким чином, ефективне управління ризиками є основою стабільного функціонування та розвитку системи або організації.

Основою правильної оцінки ризику є використання відповідних моделей оцінювання для різних типів ризиків [12]:

- для відомих ризиків застосовуються детерміністичні моделі, які забезпечують точні прогнози;
- для передбачуваних ризиків використовуються стохастичні моделі, що враховують можливість різних сценаріїв розвитку подій;
- для непередбачуваних ризиків застосовуються методи статистичного моделювання та моделі експертного оцінювання, які дозволяють врахувати невизначеність і знайти зважені рішення на основі доступних даних і експертних знань.

Процес оцінки ризиків передбачає аналіз наслідків ризикових подій, враховуючи їхній вплив на персонал, майно та навколишнє середовище у разі настання небажаних подій, а також розрахунок потенційних фінансових втрат підприємства [18].

Аналіз ризиків включає вивчення причин і джерел ризику, їхніх наслідків та імовірностей виникнення цих наслідків [21]. Важливо визначити чинники, які на це

впливають [21]. Оскільки подія може мати різні наслідки і впливати на різні цілі, необхідно враховувати наявні засоби контролю та оцінювати їхню ефективність.

Зазвичай аналіз ризику включає комплексне оцінювання потенційних наслідків подій, ситуацій чи обставин, а також пов'язаних з ними імовірностей, щоб виміряти рівень ризику. Однак, у деяких випадках, наприклад, коли наслідки незначні або імовірність виникнення події дуже низька, для прийняття рішення може бути достатньо оцінки лише одного параметра [12].

Аналіз ризику базується на методології, що дозволяє вивчати майбутню невизначеність і визначати вплив ризику на результати. Це досягається за допомогою математичних моделей прогнозування, які можуть піддаватися імітаційним симуляціям з використанням комп'ютерних програм. Процес аналізу ризику включає такі етапи [1]:

- створення моделі для прогнозування;
- визначення змінних ризику;
- встановлення наявності або відсутності зв'язків між змінними;
- реалізація симуляційних експериментів на моделях (тестування математичних моделей за допомогою комп'ютерних програм для оцінки впливу ризику в різних сценаріях);
- аналіз результатів.

Аналіз ризиків, зокрема, призначений для забезпечення потенційних партнерів необхідною інформацією, що дозволить їм приймати обґрунтовані рішення щодо участі в проекті, а також для розробки заходів, які мінімізують можливі фінансові втрати [1].

Ризики підприємницької діяльності включають не лише загальні елементи господарських ризиків, але й специфічні, такі як втрата майна або банкрутство підприємства, що є характерними для ринкових умов.

У практичній діяльності господарські ризики можуть бути настільки значними, що вони здатні зупинити виробництво або змусити підприємця відмовитися від проектів, які вимагають великих початкових інвестицій і мають тривалий період реалізації. Проте, наявність таких ризиків також стимулює

підприємців до постійного економічного аналізу, оптимізації витрат, ретельного оцінювання рентабельності проектів, створення інвестиційних планів і залучення кваліфікованого персоналу [18].

Методи оцінювання економічного ризику підприємства поділяються на кількісні та якісні методи (рис. 1.1).

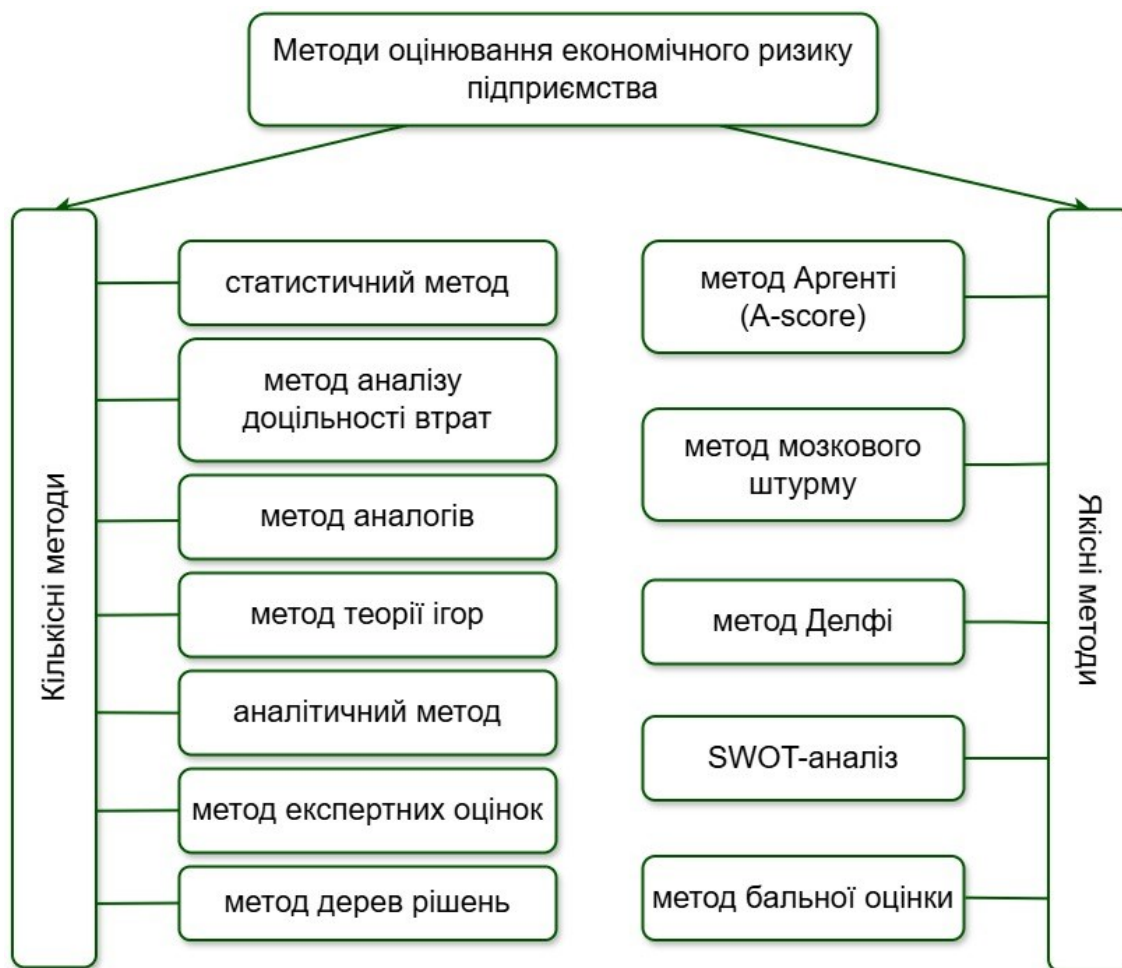


Рисунок 1.1 – Класифікація методів оцінювання економічного ризику підприємства [розроблено автором]

Кількісні методи оцінювання економічного ризику підприємства використовують математичні та статистичні моделі для прогнозування імовірності банкрутства. Такі методи, як дискримінантний аналіз, аналізують фінансові показники багатьох підприємств, деякі з яких вже збанкрутіли, а інші продовжують успішно функціонувати на ринку. На рівні окремого підприємства кількісні методи включають оцінку фінансового стану за допомогою економіко-математичних

моделей і алгоритмів. Ці методи можуть виконуватись як у форматі експрес-аналізу, так і фундаментального аналізу [2].

Якісні методи оцінювання економічного ризику підприємства базуються на експертних оцінках та аналізі даних про вже збанкрутілі компанії [2]. Ці методи порівнюють характеристики досліджуваного підприємства з характеристиками збанкрутілих компаній. Якщо досліджуване підприємство має схожі риси зі збанкрутілими компаніями, то це може вказувати на можливі негативні тенденції. У цьому контексті враховуються не лише фінансові показники, але й рівень управління підприємством.

До кількісних методів оцінювання економічного ризику підприємства відносяться [3]:

- *статистичний метод* оцінює ризик на основі аналізу історичних даних та ймовірнісних моделей;
- *метод аналізу доцільності втрат* визначає очікувані втрати та їхній вплив для прийняття рішень щодо ризику;
- *метод аналогів* використовує порівняння з аналогічними ситуаціями або об'єктами для оцінки ризику;
- *метод теорії ігор* оцінює ризики на основі аналізу стратегій учасників ринку, враховуючи можливі дії конкурентів і результативність власних рішень для мінімізації втрат та підвищення вигоди;
- *аналітичний метод* застосовує математичні моделі для кількісного визначення рівня ризику;
- *метод експертних оцінок* базується на судженнях фахівців для оцінки можливих ризиків;
- *метод дерев рішень* допомагає візуалізувати й оцінити можливі рішення та їх наслідки в умовах невизначеності.

Статистичний метод [22] використовує дані і судження для оцінки ризику, а сам метод включає проведення експертизи, аналіз отриманих результатів та їх використання для визначення імовірності виникнення ризикованих подій. Основною метою методу є аналіз статистики втрат і прибутків, що відбувалися на

конкретному або подібному підприємстві, щоб оцінити імовірність подій і визначити рівень ризику. Рівень ризику оцінюється за допомогою середнього очікуваного значення.

Середнє очікуване значення, пов'язане з невизначеністю ситуації, представляється як середньозважена величина всіх можливих результатів $E(X)$, де імовірність кожного результату A_i визначається як частота або вага відповідного значення X_i ($i = \overline{1, n}$). Цю величину можна обчислити за формулою математичного сподівання для дискретної випадкової величини:

$$E(X) = A_1X_1 + A_2X_2 + \dots + A_nX_n, \quad (1.4)$$

де $E(X)$ – середнє очікуване значення, $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$,

X_i – i -й можливий результат, $i = \overline{1, n}$,

A_i – імовірність (вага) результату X_i , $i = \overline{1, n}$.

Метод аналізу доцільності витрат передбачає, що витрати у процесі господарської діяльності мають різні елементи і напрямки, і тому їх вплив може відрізнятися [23]. Іншими словами, рівень ризику може варіюватися в межах одного напрямку діяльності. Цей метод орієнтований на виявлення потенційних ризикових зон, що дозволяє виявити слабкі місця у функціонуванні підприємства і знайти способи їх усунення.

Метод аналогів передбачає використання даних про розвиток аналогічних напрямків у минулому для оцінки ризику в конкретній сфері підприємницької діяльності [23]. Аналізуючи минулі фактори на основі доступної інформації, можна виявити залежності між очікуваними результатами і можливими ризиками, що дозволяє краще прогнозувати майбутні ризики.

Метод теорії ігор являє собою системний підхід до моделювання стратегічної взаємодії між раціональними агентами [24]. Основою методу є визначення і аналіз ігор, які можуть бути представлені у вигляді матриць або дерева рішень. Ключовими компонентами цього підходу є гравці, стратегії, які вони можуть обрати, та виграші, що залежать від комбінацій обраних стратегій. Цей підхід дозволяє підприємцям і менеджерам глибше проаналізувати різні сценарії розвитку подій та прийняти обґрунтовані рішення, які мінімізують ризики та

максимізують вигоду. Використовуючи теорію ігор, можна моделювати взаємодії між різними учасниками ринку, передбачати їхні дії та реакції, а також оцінювати потенційні наслідки обраних стратегій. Це сприяє прийняттю найбільш ефективних рішень у складних бізнес-ситуаціях, підвищуючи імовірність досягнення бажаних результатів.

Аналітичний метод включає такі етапи [25]:

1. Обробка отриманої інформації;
2. Побудова діаграм, що показують залежність результатів від вихідних параметрів;
3. Визначення критичних значень ключових параметрів;
4. Аналіз факторів, які впливають на ключові параметри, а також можливих напрямків для підвищення ефективності та стабільності підприємства.

Цей метод має перевагу завдяки здатності комбінувати пофакторний аналіз імовірностей з оцінкою ризиків.

Метод експертних оцінок відрізняється від статистичних методів лише способом збору інформації, що використовується для побудови кривої ризику. У той час як статистичні методи спираються на кількісні дані та аналітичні підходи, метод експертних оцінок базується на знаннях та досвіді фахівців у відповідній сфері [26]. Збір і аналіз оцінок, отриманих від фахівців, дозволяє врахувати всі фактори фінансового ризику, а отже, дозволяє враховувати суб'єктивні фактори та експертні судження, які може бути складно виміряти за допомогою традиційних статистичних методів. Проте, цей метод може бути ускладнений, якщо кількість оцінювальних показників є обмеженою.

Метод дерев рішень передбачає графічне представлення варіантів рішень [27]. Оцінки можливих подій проводяться по гілках «дерева», а спеціальні методи розрахунку імовірностей допомагають вибрати найбільш вигідний варіант. Цей метод є трудомістким і враховує лише ті дії та результати, які передбачаються, не беручи до уваги вплив зовнішнього середовища і дії партнерів чи конкурентів [12].

Якісні методи оцінювання економічного ризику включають в себе кілька основних напрямів [3]:

- порівняння очікуваних позитивних результатів від вибору конкретного виду діяльності з можливими наслідками цього вибору;
- комплексний аналіз впливу рішень, прийнятих підприємцем, на інші аспекти діяльності підприємства;
- управління ризиком, що включає розробку стратегій для зменшення можливих негативних наслідків.

Ці методи використовуються, коли відсутні числові дані або їх отримання є складним.

До якісних методів оцінювання економічного ризику підприємства, зокрема ризику банкрутства, відносяться:

- *метод Аргенті (A-score)* [28], що базується на суб'єктивному сприйнятті аналітиками різних сигналів, які можуть свідчити про ймовірність банкрутства компанії. Згідно з цим методом, дослідження починається з припущень, що: існує процес, який веде до банкрутства; процес вимагає кілька років для свого завершення; процес можна розділити на три частини. Обчислення А-метрики передбачає присвоєння балів кожному чиннику стадії і розрахунок агрегованого показника;
- *метод мозкового штурму*, запропонований А. Осборном (США) у 40-х роках ХХ-го століття, включає в себе генерацію ідей групою експертів щодо можливих причин та наслідків банкрутства, а також їх подальший аналіз [29];
- *метод Делфі* полягає в анонімному опитуванні групи експертів у кілька турів з подальшим аналізом результатів та досягненням консенсусу [30];
- *SWOT-аналіз* дозволяє оцінити сильні та слабкі сторони компанії, а також можливості та загрози зовнішнього середовища [31];
- *метод бальної оцінки* передбачає, що експерти оцінюють ряд факторів, які впливають на фінансовий стан підприємства, за певною шкалою [32].

Загальною проблемою якісних методів є суб'єктивність оцінок експертів, що може вплинути на точність результатів.

1.3 Аналіз підходів, моделей і методів оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства

Ризик банкрутства або неплатоспроможності є важливим компонентом економічного та фінансового аналізу будь-якої господарської одиниці і варто розглядати його як окремий вид ризику [33]. Прогнозування імовірності банкрутства являє собою систему аналізу, спрямовану на виявлення параметрів, що можуть призвести до кризового розвитку підприємства і, як наслідок, до його неплатоспроможності та банкрутства в майбутньому [2].

Діагностика банкрутства є ключовим етапом у виявленні параметрів кризової діяльності підприємства, які можуть призвести до критичної неплатоспроможності і банкрутства в майбутньому [34]. Вона охоплює аналіз фінансових показників та інших факторів, що характеризують стійкість підприємства.

Проблема прогнозування банкрутства почала активно досліджуватися у провідних капіталістичних країнах, зокрема в США, відразу після закінчення Другої світової війни. Зменшення військових замовлень стало одним із факторів, котрі призвели до зростання кількості банкрутств [3].

У сучасних дослідженнях, для оцінки ризику банкрутства активно використовуються різноманітні математичні моделі та методи. До них належать [35]: багатофакторний дискримінантний аналіз; logit-моделі; probit-моделі.

Окрім зазначених традиційних моделей і методів оцінки ризику банкрутства, сьогодні науковці також виділяють моделі та методи, що засновані на штучному інтелекті, серед яких [35]: дерева рішень, штучні нейронні мережі, експертні системи, нечіткі множини, генетичні алгоритми, метод опорних векторів.

Ці інноваційні підходи використовують складні математичні методи та комп'ютерні технології для обробки економічних показників підприємств, забезпечуючи більш точне прогнозування можливих економічних ризиків та ефективну роботу з нечітко визначеними, неповними і неточними даними.

1.3.1 Дискримінантні моделі прогнозування ризику банкрутства

Перше серйозне дослідження в області прогнозування банкрутства розпочалося в 60-х роках XX століття і було пов'язане з розвитком комп'ютерної техніки [3]. Однією з найвідоміших моделей однофакторного дискримінантного аналізу є система індикаторів, розроблена У. Бівером (W. H. Beaver). Він став одним з перших дослідників, які використовували кореляційний аналіз для розрізнення невдалих і успішних фірм протягом п'яти років.

У. Бівер аналізував фінансові індикатори, такі як рентабельність, ліквідність і платоспроможність, для розробки моделі, яка дозволяє оцінювати імовірність банкрутства підприємства на основі цих показників. У таблиці 1.2 наведено систему показників У. Бівера для оцінки ризику банкрутства підприємств [35].

Таблиця 1.2 – Система показників У. Бівера для оцінки ризику банкрутства підприємств [35]

Показники	Розрахунок	Значення показників		
		Для стійких компаній	За 5 років до банкрутства	За 1 рік до банкрутства
Коефіцієнт У. Бівера	$\frac{X_1 - X_2}{X_3 + X_4}$	0.4 – 0.45	0.17	-0.15
Рентабельність активів	$\frac{X_1}{X_5} \cdot 100\%$	6.0 – 8.0	4.0	-22.0
Фінансовий леверидж	$\frac{X_3 + X_4}{X_5}$	≥ 37.0	≥ 50.0	≥ 80.0
Коефіцієнт покриття активів чистим обіговим капіталом	$\frac{X_6 - X_7}{X_5}$	0.4	≥ 0.3	0.06
Коефіцієнт покриття	$\frac{X_8}{X_4}$	≥ 3.2	≥ 2.0	≥ 1.0

У таблиці 1.2: X_1 – чистий прибуток, X_2 – амортизаційні відрахування, X_3 – довгострокові зобов'язання, X_4 – короткострокові зобов'язання, X_5 – активи, X_6 – власний капітал, X_7 – позаоборотні активи, X_8 – оборотні активи.

Проаналізовані У. Бівером змінні дозволяють зробити висновок, що грошовий потік є одним із найважливіших чинників прогнозування

неплатоспроможності підприємства. Для більш точнішої діагностики банкрутства доцільно використовувати тренди показників, розглянутих у моделі Бівера [3].

Однофакторний дискримінантний аналіз має певні обмеження: параметри окремих індикаторів можуть вказувати на різний фінансовий стан підприємства, що ускладнює об'єктивне прогнозування імовірності банкрутства.

Багатофакторний дискримінантний аналіз, на відміну від однофакторного, дозволяє уникнути цього недоліку. Цей метод використовує математико-статистичні підходи для побудови функцій і обчислення інтегральних показників, на основі яких з достатньою імовірністю можна прогнозувати банкрутство підприємства.

Модель прогнозування банкрутства часто представляється у вигляді лінійної функції [35]:

$$Z(X) = \sum_{i=1}^n a_i X_i + C, \quad (1.5)$$

де X_i – показник фінансового стану підприємства;

a_i – коефіцієнт, який відображає ступінь впливу i -го показника на імовірність банкрутства, $i = \overline{1, n}$,

C – деяка константа, яка може бути як менше, так і більше 0, або 0.

Однією з перших моделей виду (1.5) є двофакторна модель, розроблена Едвардом Альтманом. Ця модель базується на двох ключових фінансових показниках і описується формулою [36]:

$$Z = -1.0736X_1 + 0.0579X_2 - 0,3877, \quad (1.6)$$

де X_1 – коефіцієнт поточної ліквідності,

X_2 – сума позикових коштів / сума всіх пасивів.

При $Z < 0$ банкрутство підприємству імовірно не загрожує, а при $Z > 0$ має місце імовірність банкрутства підприємства.

Проте, ця модель має обмеження, оскільки не забезпечує всебічної оцінки фінансового стану підприємства, що може призвести до відхилень у прогнозах банкрутства.

Едвард Альтман у 1968 р. удосконалив свою модель, розробивши п'ятифакторну модель, що дозволяє більш точно розрізняти потенційних банкрутів і небанкрутів. Модель була побудована на основі даних 66 підприємств, з яких 33 збанкрутували в період з 1946 по 1965 роки, а інші продовжували ефективну діяльність. Ця модель базується на п'яти ключових фінансових показниках і описується формулою [37]:

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + X_5, \quad (1.7)$$

де X_1 – власний оборотний капітал / загальні активи,

X_2 – нерозподілений прибуток / загальні активи,

X_3 – операційний прибуток / загальні активи,

X_4 – ринкова вартість акцій / загальна сума заборгованості,

X_5 – чиста виручка / загальні активи.

При значенні $Z \leq 1.8$ імовірність банкрутства підприємства дуже висока, при $1.8 < Z \leq 2.7$ – імовірність банкрутства висока, при $2.7 < Z \leq 2.9$ – імовірність банкрутства можлива, а при $Z > 2.9$ – імовірність банкрутства дуже низька.

У 1983 році Едвард Альтман удосконалив свою модель для компаній, чії акції не перебувають в обігу на біржовому ринку, отримавши наступну формулу [38]:

$$Z = 0.717X_1 + 0.847X_2 + 3.107X_3 + 0.42X_4 + 0.995X_5, \quad (1.8)$$

де X_1 – власний оборотний капітал / загальні активи,

X_2 – нерозподілений прибуток / загальні активи,

X_3 – операційний прибуток / загальні активи,

X_4 – балансова вартість власного капіталу / балансова вартість загальних зобов'язань,

X_5 – чиста виручка / загальні активи.

При значенні $Z \leq 1.23$ імовірність банкрутства підприємства дуже висока, при $1.23 < Z \leq 2.789$ – зона невизначеності, а при $Z > 2.9$ – імовірність банкрутства дуже низька.

Після модифікації у 1983 році модель Альтмана набула ще більшого поширення завдяки своїй простоті застосування та високій точності прогнозів. Проте, при уважному її вивченні можна виявити певні недоліки [35]. Наприклад, питома вага оборотних активів пов'язана з кризою управління, а відношення ринкової вартості акцій до суми заборгованості характеризує настання фінансової кризи, а інші показники можуть відображати економічну кризу.

Модель Альтмана здатна давати точні прогнози щодо імовірності банкрутства з часовим інтервалом 1–2 роки. Вона має багато переваг, серед яких:

- простота застосування;
- можливість визначення зони ризику для підприємства;
- висока точність прогнозу, особливо для США.

Модель Альтмана 1968 року стала основою для подальших досліджень у сфері прогнозування банкрутства та оцінки фінансового стану підприємств. Проте, як зазначає О. М. Барановська, використання її у викладеному вигляді не дозволяє одержати об'єктивний результат у сучасних умовах в Україні [18].

Ще одна модель, що використовує дискримінантний аналіз, – це модель *Р. Ліса*, [36]:

$$Z = 0.063X_1 + 0.0692X_2 + 0.057X_3 + 0.01X_4, \quad (1.9)$$

де X_1 – оборотні активи / загальні активи,

X_2 – операційний прибуток / загальні активи,

X_3 – нерозподілений прибуток / загальні активи,

X_4 – власний капітал / позиковий капітал.

Граничне (критичне) значення $Z = 0.037$. Якщо значення Z перевищує критичне значення, підприємство перебуває у нормальному стані, якщо менше – в критичному стані.

Модель *Д. Чессера* також застосовує дискримінантний аналіз для оцінки імовірності банкрутства [36]:

$$Z = -5.24X_1 + 0.053X_2 - 6.6507X_3 + 4.4009X_4 - 0.0791X_5 - 0.102X_6 - 2.0443, \quad (1.10)$$

де X_1 – (готівка + високоліквідні цінні папери) / сукупні активи,

X_2 – нетто-продаж / (готівка + високоліквідні цінні папери),

X_3 – бруто-доходи / сукупні активи,

X_4 – сукупна заборгованість / сукупні активи,

X_5 – основний капітал / чисті активи,

X_6 – оборотний капітал / нетто-продаж.

При значенні $Z > 0$ підприємство слід віднести до групи потенційних банкрутів.

Модель Дж. Фулмера використовує наступну формулу для визначення імовірності банкрутства підприємства [36]:

$$Z = 5.528X_1 + 0.212X_2 + 0.073X_3 + 1.27X_4 - 0.12X_5 + \\ + 2.335X_6 + 0.575X_7 + 1.083X_8 + 0.894X_9 - 6.075, \quad (1.11)$$

де X_1 – нерозподілений прибуток минулих років / сукупні активи,

X_2 – обсяг реалізації / сукупні активи,

X_3 – прибуток до сплати податків / сукупні активи,

X_4 – грошовий потік / сума зобов'язань,

X_5 – борг / сукупні активи,

X_6 – пасиви / сукупні активи,

X_7 – \log_{10} (матеріальні активи),

X_8 – оборотний капітал / сукупні зобов'язання,

X_9 – прибуток до сплати відсотків і податків / сплачений відсоток.

Неплатоспроможність підприємства настає за умови коли $Z < 0$.

Модель Р. Таффлера і Г. Тішоу використовує такі показники для оцінки імовірності банкрутства [39]:

$$Z = 0.53X_1 + 0.13X_2 + 0.18X_3 + 0.16X_4, \quad (1.12)$$

де X_1 – операційний прибуток / короткострокові зобов'язання,

X_2 – оборотні активи / загальна сума зобов'язань,

X_3 – короткострокові зобов'язання / загальна вартість активів,

X_4 – виручка від реалізації / загальна вартість активів.

При $Z > 0.3$ загроза банкрутства мінімальна, тобто підприємство фінансово стабільне. При $Z < 0.2$ підприємство переживає фінансову кризу й імовірність банкрутства дуже висока.

Модель Г. Спрінгейта використовує наступну формулу для оцінки фінансового стану підприємства [39]:

$$Z = 1.03X_1 + 3.07X_2 + 0.66X_3 + 0.4X_4, \quad (1.13)$$

де X_1 – робочий капітал / загальна вартість активів,

X_2 – прибуток до сплати податків та відсотків / загальна вартість активів,

X_3 – прибуток до сплати податків / короткострокові зобов'язання,

X_4 – обсяг продажу / загальна вартість активів.

Мінімальне допустиме значення $Z = 0.862$, тобто коли $Z < 0.862$ підприємство переживає фінансову кризу й імовірність банкрутства дуже висока. Коли ж $Z > 2.451$, то загроза банкрутства мінімальна і підприємство фінансово стабільне. У протилежному випадку неможливо чітко ідентифікувати стан підприємства, що потребує додаткового якісного аналізу.

Модель К. Беермана використовує наступну формулу для оцінки імовірності банкрутства [36]:

$$Z = 0.077X_1 + 0.813X_2 + 0.124X_3 + 0.105X_4 - 0.063X_5 + \\ + 0.061X_6 + 0.268X_7 + 0.217X_8 + 0.012X_9 + 0.165X_{10}, \quad (1.14)$$

де X_1 – позичковий капітал / валюта балансу,

X_2 – чистий прибуток / валюта балансу,

X_3 – чистий прибуток / позиковий капітал,

X_4 – чистий прибуток / чиста виручка від реалізації,

X_5 – грошовий потік / позиковий капітал,

X_6 – чиста виручка від реалізації / валюта балансу,

X_7 – запаси / чиста виручка від реалізації,

X_8 – сума амортизації / вартість основних засобів на кінець періоду,

X_9 – введені основні засоби / сума амортизації,

X_{10} – заборгованість за банківськими позиками / позиковий капітал.

Отже, при $Z > 0.32$ підприємство знаходиться під загрозою банкрутства, при $0.32 > Z > 0.236$ – ситуація є невизначеною і потребує додаткового якісного аналізу, а при $Z < 0.236$ – підприємству не загрожує банкрутство [40].

Модель Ж. Конана і М. Гольдера оцінює імовірність банкрутства підприємства за допомогою наступної формули [36]:

$$Z = -0.16X_1 - 0.22X_2 + 0.87X_3 + 0.10X_4 - 0.24X_5, \quad (1.15)$$

де X_1 – (дебіторська заборгованість + грошові кошти та їх еквіваленти) / валюта балансу,

X_2 – постійний капітал / валюта балансу,

X_3 – фінансові витрати / виторг від реалізації,

X_4 – витрати на персонал / додана вартість,

X_5 – валовий прибуток / позиковий капітал.

Імовірність затримки платежів фірмами, що мають різні значення показника Z , можна представити у вигляді шкали:

$Z < 0.1$ означає ризик 100%, коли $0.1 \leq Z \leq 0.16$, то рівень ризику 50%, а якщо $Z > 0.16$, то рівень банкрутства – 10%.

Модель Й. Гайдака та Д. Стосе прогнозує фінансовий стан підприємства за наступною формулою [36]:

$$Z = -0.0856X_1 + 0.00077X_2 + 0.9221X_3 + +0.6936X_4 + \\ +0.5947X_5 + 0.7732, \quad (1.16)$$

де X_1 – чистий дохід від реалізації / середня вартість активів протягом року,

X_2 – середня вартість поточних зобов'язань / (собівартість реалізованої продукції × кількість днів у звітному періоді),

X_3 – чистий прибуток / середня вартість активів,

X_4 – прибуток до оподаткування / чистий дохід від реалізації,

X_5 – загальна сума зобов'язань / загальна сума активів.

При $Z > 0.87$ підприємство є фінансово стабільним, а при $Z < 0.13$ – висока імовірність стати банкрутом. У протилежному випадку неможливо чітко ідентифікувати стан підприємства, що потребує додаткового якісного аналізу.

У роботі [33] автор презентує локальні європейські моделі аналізу ризику банкрутства, серед яких можна виділити модель Bărbuță-Mișu та Madaleno, а також модель, розроблену Korol T.

Bărbuță-Mișu N. та *Madaleno M.* визначають банкрутство через такі фактори:

- неможливість оплати поточних зобов'язань;
- відсутність фінансових джерел для погашення кредитів;
- дуже пізнє оприбуткування зустрічної вартості поставленої продукції;
- втрати.

Аналізуючи ризик банкрутства на основі фінансової інформації підприємства, можна визначити формулу для банкрутства [33]:

$$Z = 0.333X_1 + 0.807X_2 + 0.0624X_3 + 0.0425X_4 + 1.518, \quad (1.17)$$

де X_1 – загальна поточна ліквідність, яка розраховується за формулою: поточні зобов'язання / поточні активи,

X_2 – платоспроможність, яка розраховується за формулою: (чистий прибуток + амортизація) / (норма погашення кредиту + відсотки),

X_3 – відновлення клієнтів, що розраховується за формулою: оборот / клієнти,

X_4 – рентабельність витрат, яка розраховується за формулою: прибуток / собівартість $\times 100$.

Відповідно до отриманого значення автори вважають [33], що при $Z < 0.5$ компанія перебуває на межі банкрутства, при $0.5 \leq Z \leq 1.1$ – ситуація характеризується як невизначена, а при $1.1 < Z < 2.0$ – фінансовий стан є сприятливим для розвитку компанії.

Модель T. Korol базується на вибірці з 276 підприємств з 12 галузей народного господарства і описується формулою [33]:

$$Z = 6.63718X_1 + 5.3932X_2 - 5.1427X_3 - 0.0105X_4 + 5.676, \quad (1.18)$$

де X_1 – коефіцієнт доходу чистої рентабельності,

X_2 – коефіцієнт покриття заборгованості грошовим потоком,

X_3 – коефіцієнт заборгованості активів,

X_4 – період сплати зобов'язання.

Оцінка життєздатності компанії базується на такій класифікації: при $Z < 0$ – банкрутство компанії, а при $0 \leq Z \leq 2,05$ – сприятлива ситуація для банкрутства.

Аналізуючи представлені моделі, можна побачити, що в основі моделі Е. Альтмана лежить ринкова вартість акцій для погашення заборгованості. Натомість Р. Ліс розробив модель, яка акцентується на ефективності використання активів підприємства, котрі забезпечують умови для погашення заборгованості. Оскільки розрахунок коефіцієнта базується на загальній сумі активів без урахування їхньої ліквідності, ця модель не дозволяє відобразити реальний рівень загрози неплатоспроможності підприємства, а лише демонструє рівень загрози його автономії.

Серед провідних українських вчених, які досліджували прогнозування імовірності банкрутства, варто відзначити О.О. Терещенка, який розробив дискримінантну модель інтегральної оцінки фінансового стану підприємства [12].

Дискримінантна модель інтегральної оцінки фінансового стану підприємства О.О. Терещенка описується формулою [1]:

$$Z = 0.105X_1 + 1.567X_2 + 0.301X_3 + 1.375X_4 + 1.689X_5 + 0.168X_6 - 0.260, \quad (1.19)$$

де Z – показник результату, що характеризує імовірність банкрутства підприємства,

X_1 – коефіцієнт покриття,

X_2 – коефіцієнт фінансової незалежності,

X_3 – коефіцієнт оборотності капіталу,

X_4 – коефіцієнт рентабельності операційного продажу за грошовим потоком,

X_5 – рентабельність продажу,

X_6 – рентабельність власного капіталу.

На основі отриманого результату можна зробити висновки про імовірність банкрутства підприємства: при $Z > 2$ – банкрутство не загрожує; при $1 \leq Z \leq 2$ – фінансова стійкість підприємства порушена; при $0 < Z < 1$ – існує загроза банкрутства.

Також для визначення імовірності банкрутства вітчизняних підприємств використовується *універсальна дискримінантна функція* О. Терещенка, що описується формулою [41]:

$$Z = 1.5X_1 + 0.08X_2 + 10X_3 + 5X_4 + 0.3X_5 + 0.1X_6, \quad (1.20)$$

де X_1 – грошовий потік / зобов'язання,

X_2 – валюта балансу / зобов'язання,

X_3 – чистий прибуток / валюта балансу,

X_4 – чистий прибуток / виручка від реалізації,

X_5 – запаси / виручка від реалізації,

X_6 – виручка від реалізації / валюта балансу.

При $Z > 2$ підприємство фінансово стійке і йому не загрожує банкрутство, при $1 \leq Z \leq 2$ фінансова стійкість підприємства порушена, але за умови антикризового управління банкрутство йому не загрожує, при $0 < Z < 1$ підприємству загрожує банкрутство, якщо воно не здійснить санаційних заходів, а при $Z < 0$ підприємство є напівбанкрутом.

Заслуговує на увагу економіко-статистична модель визначення імовірності банкрутства, яку розробив В.П. Мартиненко. Модель була створена для компаній, чиї акції не торгуються на біржах [42]:

$$K_{іб} = 2K_{пл} + 0.1K_a + 0.08K_{рвз}, \quad (1.21)$$

де $K_{іб}$ – коефіцієнт імовірності банкрутства,

$K_{пл}$ – коефіцієнт поточної ліквідності,

K_a – коефіцієнт автономії,

$K_{рвз}$ – коефіцієнт рентабельності власних засобів.

В.П. Мартиненко також запропонував шкалу оцінки імовірності банкрутства, яка наведена в таблиці 1.4 [42].

Таблиця 1.4 – Шкала оцінки імовірності банкрутства [42]

<i>Коефіцієнт імовірності банкрутства $K_{іб}$</i>	<i>Імовірність банкрутства</i>
6.0 і більше	низька
від 5.99 до 5.30	можлива
від 5.29 до 3.49	висока
3.48 і менше	дуже висока

У таблиці 1.5 наведено порівняльний аналіз дискримінантних моделей прогнозування банкрутства, розроблених українськими вченими *О.О. Терещенком* і *В.П. Мартиненком* [42].

Таблиця 1.5 – Порівняльний аналіз дискримінантних моделей прогнозування банкрутства [42]

Модель	Переваги	Недоліки
<i>Терещенко О.О. (Україна, 2003)</i>	<ul style="list-style-type: none"> – простота у застосуванні; – можливість визначити зону ризику для підприємства; – розроблена на основі використання статистичних даних вітчизняних підприємств; – враховується сучасна міжнародна практика; – урахування особливостей галузевої специфіки. 	<ul style="list-style-type: none"> – вузький діапазон оцінок фінансового стану підприємства
<i>Мартиненко В.П. (Україна, 2006)</i>	<ul style="list-style-type: none"> – простота у застосуванні; – можливість визначити зону ризику для підприємства; – розроблена на основі використання статистичних даних вітчизняних підприємств; – враховується сучасна міжнародна практика; – більш поглиблена класифікація стійкості фінансового стану. 	<ul style="list-style-type: none"> – відсутнє врахування особливостей галузевої специфіки

Зауважимо, що використання зарубіжних моделей прогнозування банкрутства в українських умовах може зменшити точність результатів через відмінності у веденні господарства, а вітчизняні моделі часто не враховують галузеву специфіку.

1.3.2 Еволюція моделей прогнозування банкрутства на основі *logit*- і *probit*-моделей

На основі методів дискримінантного аналізу були розроблені *logit-моделі* та *probit-моделі*.

Logit-моделі [43] містять залежну змінну Y , яка може приймати лише два значення – зазвичай, це 0 (підприємство не є банкрутом) та 1 (підприємство є банкрутом). Множина незалежних змінних X_1, X_2, \dots, X_n використовується для обчислення імовірності набуття залежною змінною Y одного з цих значень. Імовірність події визначається за допомогою логістичної функції:

$$P = F(Z) = \frac{1}{1+e^{-Z}}, \quad (1.22)$$

де e – основа натурального логарифма,

Z – лінійна комбінація незалежних факторів $X_i, i = \overline{1, n}$ виду (1.5).

При цьому, якщо $P > 0.5$, то $Y = 1$, інакше $Y = 0$.

Перевагою *logit-моделей* є те, що вони дозволяють враховувати як кількісні, так і якісні показники. Згідно з дослідженням Дж. К. Леннокса (J. C. Lennox) [32], *logit-моделі* часто забезпечують більш точні оцінки ризику банкрутства порівняно з моделями, розробленими на основі дискримінантного аналізу. На відміну від дискримінантних моделей, *logit-модель* дозволяє оцінити імовірність виникнення ризику банкрутства для підприємства, однак вони дуже чутливі до мультиколінеарності змінних [35].

Probit-моделі базуються на аналогічних розрахунках, що і *logit-моделі*, але використовують нормальну (гаусову) функцію розподілу замість логістичної [35], зокрема функцію стандартного нормального розподілу:

$$P = F(Z) = \int_{-\infty}^Z \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} dx, \quad (1.23)$$

де Z – лінійна комбінація незалежних факторів $X_i, i = \overline{1, n}$ виду (1.5).

Probit-модель використовує нормальну (гаусову) функцію розподілу для перетворення лінійної комбінації незалежних змінних Z у імовірність. Функція

розподілу $F(Z)$ у *probit-моделях* визначає імовірність P того, що залежна двійкова змінна Y прийме значення 1, тобто чи є підприємство банкрутом.

Наприклад, якщо потрібно оцінити імовірність банкрутства компанії, то спочатку розраховується Z як лінійна комбінація фінансових показників компанії. Потім ця лінійна комбінація підставляється у функцію нормального розподілу $F(Z)$ виду (1.23), яка перетворює Z у імовірність банкрутства P .

Зауважимо, що нормальний розподіл більш чутливий до значних «викидів» у вибірці даних [44].

1.3.3 Сучасні методи прогнозування ризику банкрутства

Проаналізуємо деякі моделі та методи прогнозування ризику банкрутства, що засновані на штучному інтелекті, зокрема:

- метод дерева рішень;
- генетичні алгоритми;
- штучні нейронні мережі;
- методи, засновані на теорії нечітких множин і нечіткій логіці.

Ці моделі та методи використовують як кількісні, так якісні показники, що характеризують діяльність підприємства, а для їх обробки використовують складні математичні методи та комп'ютерні технології [15, 43].

Дерева рішень є графами, де вузли демонструють ключові точки прийняття рішень, а гілки вказують на різні можливі події, рішення, наслідки або дії, що можуть виникнути. Кожна гілка має числові параметри, такі як розмір платежу і імовірність його здійснення. Основною перевагою методу дерева рішень є його візуальна наочність [43]. Дерева рішень також дозволяють легко аналізувати варіанти та наслідки, що сприяє прийняттю обґрунтованих рішень. Використовуючи цей метод, аналітики можуть враховувати кілька сценаріїв, що дозволяє оцінити ризики й вигоди, і, таким чином, зменшити ймовірність помилок у виборі стратегії. Крім того, дерева рішень можна легко адаптувати та модифікувати під різні умови, що робить їх універсальними інструментами в

багатьох галузях, таких як фінансовий аналіз, управління проектами та маркетинг. Завдяки своїй простоті, даний інструмент дозволяє отримати корисну інформацію з такого виду аналізу навіть тим, хто не є експертом у даній області.

Генетичні алгоритми, які використовуються для прогнозування ризику банкрутства, здатні визначати порогові значення під час кластеризації підприємств, шляхом стохастичного комбінування факторів, що впливають на їх фінансовий стан. Ці алгоритми не мають вимог до властивостей функції, яка підлягає мінімізації, що робить їх корисними в ситуаціях, де не можна застосовувати градієнтні методи. Проте, ці методи не є ефективними для аналізу підприємств за їх галузевою спеціалізацією [44].

Останнім часом науковці приділяють значну увагу *штучним нейронним мережам* – потужному інструменту для розпізнавання образів, класифікації та прогнозування. Вони мають такі переваги, як здатність до навчання та стійкість до шуму у вхідних даних [45]. Проте, їх основним недоліком є принцип «чорної скриньки», що ускладнює розуміння внутрішньої структури і внеску кожного показника в фінансовий стан підприємства. Іншим мінусом є залежність від якості навчальної вибірки, що впливає на ефективність нейронних мереж.

Також з'явилося багато досліджень, що вивчають ефективність штучних нейронних мереж у прогнозуванні ризику банкрутства [46]. Наприклад, Г. Чжан (G. Zhang) аналізує п'ять фінансових показників, аналогічних до моделі Альтмана, додавши шостий – коефіцієнт поточної ліквідності. Це дослідження було проведене на основі даних американських публічних компаній, які торгують на Нью-Йоркській біржі і NASDAQ. За результатами дослідження, Г. Джанг зазначав, що нейронні мережі є більш ефективними для оцінки імовірності банкрутства порівняно з класичними статистичними методами [28].

С. Хо (S. Cho) у своїй роботі запропонував комбінацію дискримінантного аналізу, логістичної регресії, нейронних мереж та моделі дерева рішень. Тестування цієї комбінації показало, що вона перевершує ефективність кожного окремого методу [33].

На думку Зайченка Ю.П. [46] і Згуровського М.З. [46], Матвійчука А.В. [47], найбільш надійними та точними для прогнозування банкрутства, зокрема українських підприємств, є моделі, засновані на *теорії нечітких множин і нечіткій логіці*. Зазначені моделі розглянуто у другому розділі дисертаційного дослідження.

1.4 Огляд програмних засобів аналізу ризиків банкрутства підприємства

На міжнародному ринку існує значна кількість сервісів, спрямованих на визначення рівня ризику банкрутства підприємства. Ці сервіси використовують різні моделі та інструменти для оцінки фінансового стану компаній, що дозволяє інвесторам, кредиторам і керівникам ухвалювати обґрунтовані рішення щодо подальших дій. Зокрема, ці сервіси часто застосовують математичні моделі, а також сучасні інформаційні системи, які інтегрують великі обсяги фінансових даних і забезпечують глибокий аналіз ризиків. Проаналізуємо деякі з них.

Система *SAP S/4HANA for Financial Products Subledger (FPSL)* є спеціалізованим програмним рішенням, яке було розроблено для задоволення потреб фінансових установ, зокрема банків, страхових компаній та інших фінансових організацій. Окрім основних функцій бухгалтерського обліку та фінансової звітності, система також може використовуватись для оцінки ризику банкрутства підприємства через аналіз фінансових транзакцій та зобов'язань. Система забезпечує інтеграцію з SAP S/4HANA та дозволяє здійснювати комплексний фінансовий аналіз, що включає прогнозування можливих фінансових ризиків [48].

При створенні SAP S/4HANA FPSL застосовані архітектурні рішення, які дозволяють обробляти великі обсяги даних у режимі реального часу. Це забезпечує можливість оперативної оцінки фінансового стану підприємства та виявлення потенційних ризиків банкрутства. Враховуючи вимоги до управління ризиками, система використовує алгоритми аналізу зобов'язань і доходів підприємства, що дозволяє точно моделювати фінансові ризики.

До переваг системи можна віднести [48]:

1. Можливість обробки великих обсягів даних у реальному часі, що забезпечується завдяки використанню технології обробки даних у пам'яті SAP HANA. Це дозволяє системі оперативно реагувати на зміни у фінансових показниках та забезпечувати своєчасний аналіз і оцінку фінансових ризиків, що є критично важливим для ухвалення стратегічних рішень у фінансових установах.

2. Високий рівень масштабованості, який дозволяє системі ефективно працювати з великими обсягами транзакцій, та є характерним для великих фінансових організацій.

3. Відповідність міжнародним стандартам бухгалтерського обліку, таким як GAAP, що забезпечує високий рівень прозорості та надійності фінансової звітності.

4. Забезпечення єдиного джерела достовірної фінансової інформації. Це значно підвищує прозорість фінансових операцій і знижує ймовірність помилок у звітності.

До недоліків даної системи можна віднести [48]:

1. Складність впровадження та налаштування, яка вимагає залучення кваліфікованих спеціалістів і значних ресурсів. Це може призводити до тривалих термінів впровадження та збільшення вартості проекту.

2. Значні витрати на впровадження та експлуатацію системи, що включають вартість ліцензування, обслуговування та оновлення, а також витрати на навчання персоналу.

3. Труднощі з інтеграцією системи з іншими, не-SAP рішеннями. Це може вимагати додаткових витрат на розробку індивідуальних рішень для забезпечення повноцінної роботи системи, а також може вплинути на швидкість та ефективність процесу інтеграції, створюючи додаткові технічні виклики для підприємств.

Також варто звернути увагу на систему *Risk Management Solutions* від *Dun & Bradstreet*. Це комплексне рішення, для управління ризиками, що пропонує можливість прогнозування фінансових ризиків, зокрема банкрутства підприємств, на основі глобальної бази даних та аналітичних моделей [49].

До переваг системи можна віднести [49]:

1. Система забезпечує високу точність аналізу завдяки доступу до глобальної бази даних Dun & Bradstreet, що включає фінансову інформацію, кредитні рейтинги та історії платежів.

2. Можливість інтеграції з іншими корпоративними системами дозволяє створити єдине рішення для управління ризиками та прийняття стратегічних рішень.

3. Система регулярно оновлює дані, що гарантує актуальність аналізу та своєчасність прогнозування можливих ризиків.

4. Платформа пропонує зручний та інтуїтивний інтерфейс, що спрощує використання системи навіть для користувачів без спеціалізованих знань.

До недоліків системи можна віднести [49]:

1. Висока вартість підписки та обслуговування може бути перешкодою для малих підприємств, що обмежує доступ до платформи.

2. Вимоги до інтеграції з іншими системами можуть викликати технічні труднощі, що потребують додаткових ресурсів та часу.

3. Залежність від якості вхідних даних може призвести до неточностей в оцінці ризиків, якщо дані є неповними або неактуальними.

4. Система може бути надмірно складною для користувачів, які не мають досвіду роботи з аналітичними інструментами.

Після розгляду основних можливостей вищеписаних систем, важливо звернути увагу на сервіс *CreditEdge* від *Moody's Analytics*, яка забезпечує досить точне прогнозування кредитних ризиків та надає глибокий аналіз як окремих підприємств, так і портфелів [50].

До переваг системи можна віднести [50]:

1. Висока точність прогнозування ризиків завдяки доступу до глобальної бази даних Moody's та передовим аналітичним методам.

2. Можливість аналізу як окремих підприємств, так і цілих портфелів, що робить платформу універсальним інструментом для управління кредитним ризиком.

3. Інтеграція з іншими продуктами Moody's підвищує ефективність управління ризиками та надає додаткові аналітичні інсайти.

4. Регулярне оновлення даних забезпечує актуальність інформації та дозволяє швидко реагувати на зміни на ринку.

До недоліків системи можна віднести [50]:

1. Висока вартість платформи обмежує її доступність для малих та середніх підприємств.

2. Платформа потребує значних ресурсів для налаштування та впровадження, що може бути складним для компаній без спеціалізованого персоналу.

3. Інтерфейс системи може бути складним для нових користувачів, що вимагає додаткового навчання та підтримки.

4. Залежність від вхідних даних може призвести до неточних прогнозів, якщо дані є неповними або неактуальними.

Розглядаючи класичні моделі, важливо згадати сервіс *Altman Z-Score Model* від *Bloomberg Terminal*. Даний сервіс має значну історію успішного використання та зарекомендувала себе як ефективний інструмент для оцінки ризику банкрутства, особливо у виробничих секторах [51].

До переваг системи можна віднести [51]:

1. Система є надійним інструментом, який використовується протягом багатьох років, що підвищує довіру до її результатів.

2. Висока точність прогнозування банкрутства, особливо для великих виробничих підприємств.

3. Інтеграція з Bloomberg Terminal забезпечує зручний доступ до аналізу та швидкість отримання результатів.

4. Система є простою у використанні та розумінні, що робить її доступною для широкого кола користувачів.

До недоліків системи можна віднести [51]:

1. Система не враховує специфічні фактори для окремих галузей, що може обмежувати її застосовність у сучасному бізнес-середовищі.

2. Altman Z-Score менш ефективний для малих або середніх підприємств, оскільки модель була розроблена для великих компаній.

3. Система не враховує нові фінансові інновації та складні структури, що можуть бути важливими у сучасних умовах.

4. Доступ до Bloomberg Terminal може бути дорогим і обмеженим для багатьох користувачів, що знижує доступність моделі.

Нарешті, слід звернути увагу на систему FICO Xpress Insight. Це платформа для оптимізації процесів управління ризиками та прогнозування фінансових показників, яка використовує методи математичного моделювання та алгоритми штучного інтелекту. Платформа дозволяє створювати кастомізовані моделі ризиків для аналізу та прогнозування банкрутства підприємств [52].

До переваг системи можна віднести [52]:

1. Платформа пропонує високу гнучкість у налаштуванні та створенні кастомізованих моделей ризиків, що дозволяє адаптувати рішення під специфічні потреби компаній.

2. Використання передових алгоритмів штучного інтелекту підвищує точність прогнозування та аналітичних результатів.

3. Інтеграція з іншими продуктами FICO забезпечує комплексний підхід до управління ризиками та дозволяє отримувати додаткові аналітичні інсайти.

4. Система підтримує широкий спектр галузей та підприємств, що робить її універсальним інструментом для управління ризиками.

До недоліків системи можна віднести [52]:

1. Висока вартість ліцензії та впровадження може обмежити використання платформи малими та середніми підприємствами.

2. Платформа потребує значних ресурсів для налаштування та впровадження, що може викликати труднощі для компаній без достатнього технічного персоналу.

3. Високий рівень складності використання може вимагати додаткового навчання та технічної підтримки для ефективного використання платформи.

4. Потреба в регулярному оновленні та підтримці алгоритмів може створювати додаткові витрати та потребувати ресурсів для підтримки актуальності моделі.

Аналіз розглянутих систем показує, що кожна з них має свої унікальні переваги та недоліки. Risk Management Solutions забезпечує високу точність і глибину аналізу завдяки доступу до глобальної бази даних, але її висока вартість може бути бар'єром для деяких підприємств. CreditEdge відрізняється точністю прогнозування та універсальністю, але також має високу вартість і складність інтеграції. Altman Z-Score Model є простим і надійним інструментом, але менш ефективним для малих підприємств. FICO Xpress Insight пропонує найсучасніші технології, але вимагає значних ресурсів для налаштування та обслуговування.

Залежно від специфічних потреб підприємства, вибір тієї чи іншої системи має ґрунтуватися на аналізі їхніх можливостей та потенційних обмежень.

1.5 Постановка задачі дослідження

Аналіз сучасних публікацій та досліджень свідчить про значний інтерес до проблематики оцінювання ризику банкрутства підприємств, особливо в умовах економічної невизначеності та нестабільності. У контексті швидких змін на ринку традиційні методи фінансового аналізу все частіше піддаються критиці через їхню обмежену здатність якісно враховувати фактори невизначеності та нечіткої інформації. Це викликає необхідність пошуку нових підходів, які дозволять більш точно оцінювати ризики та забезпечити адаптацію підприємства до змін в економічних умовах.

Застосування інформаційних технологій, які базуються на сучасних методах штучного інтелекту, нечіткої логіки та нейронних мереж, постає як перспективний напрямок для розробки більш ефективних моделей і методів оцінювання ризику банкрутства підприємств. Зокрема, нечітка логіка та методи штучного інтелекту, інтегровані з експертними системами, дозволяють враховувати різноманітні джерела невизначеності та суб'єктивні оцінки експертів. Такий підхід забезпечує

створення моделей, які більш адекватно відображають реальні економічні умови, підвищуючи точність прогнозування ризиків банкрутства.

Подальший розвиток моделей оцінювання ризику банкрутства може бути досягнуто шляхом інтеграції нейронних мереж у різні інформаційні системи, такі як системи підтримки прийняття рішень, прогностичні платформи та веб-орієнтовані системи управління ризиками. Нейронні мережі здатні ефективно обробляти великі обсяги фінансової інформації та враховувати складні взаємозв'язки між різними показниками, що сприяє підвищенню точності аналізу стану підприємства. Важливо, що нейронні мережі можуть адаптуватися до специфіки конкретних галузей, роблячи їх універсальним інструментом для застосування для різних типів підприємств.

Враховуючи зазначені аспекти, виникає важлива і актуальна науково-прикладна задача, *що полягає в розробці нових та вдосконалені існуючих моделей, методів та інформаційних засобів для комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації на основі апарату нечітких множин, методів штучного інтелекту та веб-орієнтованих рішень*. Вирішення цієї задачі сприятиме підвищенню точності та ефективності оцінки їх фінансового стану та прогнозування ризику банкрутства, що може дозволити керівникам підприємств вжити заходів для зниження ризиків та реалізації стратегій, спрямованих на забезпечення довгострокової стійкості підприємства.

Метою дисертаційної роботи є підвищення точності прогнозування ступеня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації шляхом розробки та впровадження моделей, методів та інформаційних засобів, які забезпечать комплексну оцінку стану підприємства з урахуванням оцінок стану його бізнес-процесів, що визначаються на основі аналізу їх кількісних і якісних показників.

Для досягнення зазначеної мети визначені наступні завдання:

- провести аналіз наукових досліджень, моделей та методів прогнозування фінансової нестабільності підприємств, практичних результатів щодо

особливостей оцінки ризику їх банкрутства, а також провести аналіз категорій бізнес-процесів підприємств та їх кількісних і якісних показників, що впливають на ризик банкрутства;

- розробити модель для комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства, засновану на процесному підході до аналізу діяльності підприємства з використанням апарата нечітких множин та результатах групової експертизи;
- розробити метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин в умовах невизначеності та нечіткої інформації;
- розробити моделі нейронних мереж, що забезпечують значне покращення точності та надійності прогнозування рівня ризику банкрутства підприємства в порівнянні з традиційними методами;
- розробити веб-орієнтовану інформаційно-аналітичну систему для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації, яка дозволить інтегрувати розроблені моделі та методи в практичну діяльність підприємств.

1.6 Висновки до першого розділу

У даному розділі було проаналізовано сучасні методи оцінювання ризику банкрутства підприємств, що є надзвичайно важливим в умовах нестабільного економічного середовища. Проведений аналіз дозволив виявити основні підходи до оцінювання економічних ризиків та їхню значимість у забезпеченні стійкості підприємств.

Традиційні методи оцінювання ризику банкрутства, такі як методи дискримінантного аналізу, мають низку обмежень. Зокрема, вони часто ігнорують неповноту та неточність наявної інформації, що може призводити до зниження точності прогнозування ризику банкрутства. Окрім того, ці методи можуть бути неефективними в умовах швидких змін на ринку та економічної нестабільності.

Сучасні методи прогнозування ризику банкрутства, що використовують нечіткі логічні моделі та штучні нейронні мережі, демонструють значні переваги у порівнянні з традиційними методами. Наприклад, нечіткі логічні моделі забезпечують можливість врахування неповної та неточної інформації, що дозволяє більш адекватно оцінювати ризики. У свою чергу, штучні нейронні мережі, завдяки своїй здатності до навчання і обробки складних даних, демонструють високу ефективність у ситуаціях, коли використання традиційних методів виявляється недостатніми для прогнозування ризику банкрутства.

Аналіз ризиків банкрутства для українських підприємств має свої специфічні риси, враховуючи політичну та економічну нестабільність, військові конфлікти та проблеми фінансового регулювання. Це підкреслює необхідність використання комплексних моделей, які враховують унікальні умови українського ринку. Особлива увага повинна бути приділена використанню нечітких логічних моделей та штучних нейронних мереж для підвищення точності прогнозування та запобігання банкрутству підприємств.

Вирішення задачі оцінювання рівня ризику банкрутства є особливо актуальним в умовах сучасної економічної нестабільності. Ефективне оцінювання рівня ризику банкрутства дозволяє підприємствам своєчасно виявляти загрози та вживати заходів для їхньої мінімізації. Це забезпечує фінансову стійкість, довгостроковий успіх підприємств, знижує економічні втрати та сприяє загальному економічному зростанню.

У розділі було визначено актуальність задачі оцінювання рівня ризику банкрутства та значення її вирішення для забезпечення фінансової стійкості підприємств. При цьому, використання сучасних інформаційних технологій і методів штучного інтелекту постає як важливий інструмент для підвищення ефективності та точності процесу прогнозування, що є ключовим для зниження ризику банкрутства та забезпечення стійкості підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації.

Список використаних джерел до розділу 1

1. Стешенко О. Д. Ризикологія: Навч. посібник. Харків: УкрДУЗТ, 2019. 180 с.
2. Глущенко С. В. Антикризове управління на підприємстві: фінансово-організаційні аспекти. Конспект лекцій : навч. посіб. / С. В. Глущенко, С. В. Івахненко. Київ : НаУКМА, 2020. 92 с. URL: <https://ekmair.ukma.edu.ua/server/api/core/bitstreams/f7133c8f-9866-4e80-a53f-422cd3f9799e/content> (дата звернення: 14.08.2024).
3. Писаревський І. М., Стешенко О. Д. Управління ризиками. Навч. посібник. Харків: ХНАМГ, 2008. 124 с. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/11320342.pdf> (дата звернення: 14.08.2024).
4. Гавриленко В. О. Методологія та організація обліково-аналітичного забезпечення антикризового управління підприємством : дис. ... д-ра екон. наук : 08.00.09. Одеса, 2018. 648 с.
5. Верховна Рада України (2019) Кодекс України з процедур банкрутства. Відомості Верховної Ради (ВВР), № 19, ст. 74. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2597-19#Text> (дата звернення: 02.02.2025).
6. Гуменюк В.Я., Міщук Г.Ю., Олійник О.О. Управління ризиками: Навч. посіб. Рівне.: НУВГП, 2009. 156 с. URL: https://ep3.nuwm.edu.ua/12301/1/Управління%20ризиками_навчальний%20посібник.pdf (дата звернення: 14.08.2024)
7. Андрійчук В. Г. Менеджмент: Прийняття рішень і ризик: Навч. посібник / В. Г. Андрійчук, Д. Бауер. Київ: Київський національний економічний університет, 1998. 314 с. (С. 292-309).
8. Вітлінський В.В., Верченко П.І. Аналіз, моделювання та управління економічним ризиком: Навч.-метод. посібник. К.: КНЕУ, 2000. 292 с.
9. Донець Л. І. Економічні ризики та методи їх вимірювання: Навч. посібник / Л. І. Донець. Київ: ЦНЛ, 2006. 321 с. (С. 150-184).

10. Вітлінський В.В., Великоіваненко Г.І. Ризикологія в економіці і підприємстві: Монографія. К.: КНЕУ, 2004. 480 с. (С. 300-363; 401-470).

11. Ілляшенко С. М. Економічний ризик: Навч. посібник / С.М. Ілляшенко. 2-ге вид., доп., перероб. Київ: ЦНЛ, 2004. 220 с. (С. 88-141).

12. БЗ № 12-2013/552. НАЦІОНАЛЬНИЙ СТАНДАРТ УКРАЇНИ. КЕРУВАННЯ РИЗИКОМ. Методи загального оцінювання ризику (ІЕС/ІБО 31010:2009, ЮТ). ДСТУ ІЕС/ІБО 31010:2013. Видання офіційне. Київ: Мінекономрозвитку України, 2015. 73 с. URL: https://zakon.isu.net.ua/sites/default/files/normdocs/iso_31010.pdf (дата звернення: 04.05.2025).

13. Коваленко О. В. Кризові явища на стадіях життєвого циклу будівельного підприємства // Ефективна економіка. 2012. № 10. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2542> (дата звернення: 05.05.2025).

14. Ковалевська А. В. Конспект лекцій з дисципліни «Антикризове управління підприємством» / А. В. Ковалевська ; Харків. нац. ун-т міськ. госп-ва ім. О. М. Бекетова. Харків : ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2016. 140 с.

15. Отенко І. П. Фінансовий аналіз : навчальний посібник / І. П. Отенко, Г. Ф. Азаренков, Г. А. Іващенко. Х. : ХНЕУ ім. С. Кузнеця, 2015. 156 с.

16. Фінансовий менеджмент: навч. посібник / Скаско О. І., Майор О. В., Тимчишин-Чемерис Ю. В., Нашкерська М. М., Виклюк М. М., Килин О. В., Атаманчук З. А., Свелеба Н. А. Львів : Растр-7, 2018. 416 с.

17. Останкова Л. А., Шевченко Н. Ю. Аналіз, моделювання та управління економічними ризиками. Навч. посіб. К.: Центр учбової літератури, 2011. 256 с. URL: https://shron1.chtyvo.org.ua/Ostankova_Larysa/Analiz_modeliuvannia_ta_upravlinnia_ekonomichnomy_ryzykamy.pdf (дата звернення: 05.05.2025).

18. Ризикологія в маркетинговій діяльності [Електронний ресурс] : навч. посіб. для студ. спеціальності 075 «Маркетинг» / КПІ ім. Ігоря Сікорського ; уклад.: С. О. Лебеденко. Електронні текстові дані (1 файл: 1,2 Мбайт). Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. 91 с. URL:

https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/62308/1/Ryzykolohiia_v_marketynhovii_diialnosti.pdf (дата звернення: 05.05.2025).

19. Kraft D. H., Pasi G., Bordogna G. Vagueness and uncertainty in information retrieval. the 2006 international workshop, Kolkata, India, 12–15 December 2006. New York, New York, USA, 2007. P. 1-10.

20. Бугріменко Р.М., Смірнова П.В. Ризикологія: навч. посіб. / Р. М. Бугріменко, П. В. Смірнова. Харків: ТОВ «Видавництво «Форт», 2022. 148 с. URL: https://repo.btu.kharkov.ua/bitstream/123456789/32077/1/NP_Ryzykolohiya_22.pdf (дата звернення: 05.05.2025).

21. Караєва Н. П. Еколого-економічний ризик-менеджмент: методи оцінювання ризиків : [Електронний ресурс] / Н. П. Караєва // Аналізування ризику: зб. наук. пр. Київ : КПП ім. Ігоря Сікорського, 2019. 282 с. URL: https://apeps.kpi.ua/downloads/Караєва_еколог_економ_ризик.pdf (дата звернення: 05.05.2025).

22. Бідюк П. І. Ймовірно-статистичний метод оцінювання ризику фінансових втрат / П. І. Бідюк, Н. В. Кузнєцова // Наукові вісті КПП : міжнародний науково-технічний журнал. 2018. № 2(118). С. 7-17.

23. Тарасова К. І. Методологічні засади кількісної оцінки ризиків / К. І. Тарасова // Наукові записки [Національного університету «Острозька академія»]. Економіка. 2013. Вип. 23. С. 367-372. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nznuoa_2013_23_75 (дата звернення: 04.05.2025).

24. Bergman Y. Z., Callen J. L. Opportunistic underinvestment in debt renegotiation and capital structure. Journal of Financial Economics. 1991. Vol. 29, no. 1. P. 137-171.

25. Цвігун Т. В. Особливості використання методів кількісної оцінки ризиків підприємства / Т. В. Цвігун // Збірник наукових праць Черкаського державного технологічного університету. Сер. : Економічні науки. 2012. Вип. 32, ч. 3. С. 44-47.

26. Миколайчук І. П. Формування організаційно-економічного механізму управління ризикозахищеністю підприємства. Academy Review. 2018. Т. 2, № 49. С. 45-52.

27. Magee, J. F. Decision trees for decision making. Harvard Business Review. 1964, P. 35-48.

28. Argenti J. Corporate collapse – the causes and symptoms. New York : Halstead Press, a Division of John Wiley and Sons, Inc., 1976. 193 p.

29. Т. В. Мергель. Застосування інтерактивного методу «Мозкового штурму» у навчальному процесі // Медична освіта. 2015. № 4. С. 44-47 URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/276622155.pdf> (дата звернення: 05.05.2025).

30. Dalkey N., Helmer O. An Experimental Application of the DELPHI Method to the Use of Experts. Management Science. 1963. Т. 9, № 3. С. 458-467.

31. Nutt P. C., Backoff R. W. Transforming Public Organizations with Strategic Management and Strategic Leadership. Journal of Management. 1993. Т. 19, № 2. С. 299-347.

32. Krapohl D., McManus B. An objective method for manually scoring polygraph data. Polygraph, Vol. 28, No. 3 (1999), pp. 209–222. URL: https://www.polygraph.org/docs/polygraph_1999_283.pdf (дата звернення: 06.05.2025).

33. Усикова О. М. Моделі аналізу ризику банкрутства. Електронне наукове фахове видання з економічних наук «Modern Economics», №38 (2023), С.164-170. URL: <https://modecon.mnau.edu.ua/issue/38-2023/usykova.pdf> (дата звернення: 04.05.2025).

34. Чумак В., Гвіздзжинська І. Прогнозування можливого банкрутства підприємств на основі дискримінантного аналізу // Економіка та суспільство. 2021. Вип. 29. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-29-25> (дата звернення: 04.05.2025).

35. Марков М. Є. Напрямки розвитку методичних підходів до оцінки та прогнозування банкрутства підприємств. БІЗНЕСІНФОРМ. 2018. № 11. С. 154-161. URL: https://business-inform.net/annotated-catalogue/?year=2018&abstract=2018_11_0&stqa=22&lang=ua (дата звернення: 04.05.2025).

36. Лащенко В. А. Діагностика імовірності банкрутства як експрес-аналіз економічної безпеки підприємства / Лащенко В. А. // Управління розвитком. 2013. № 21. С. 54-58. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/Uproz_2013_21_23 (дата звернення: 04.05.2025).

37. Altman E. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // Journal of finance. 1968. 23(4). P. 589-609.

38. Edward I. Altman; et al. (June 2017). «Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model». Journal of International Financial Management and Accounting. 28 (2): 131-171. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jifm.12053> (дата звернення: 04.05.2025).

39. Джеджула В. В., Єпіфанова І. Ю., Оранська Н. О. Оцінювання ефективності антикризового управління підприємства за умов інноваційного розвитку // Інвестиції: практика та досвід. 2017. № 11. С. 10-14. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/ipd_2017_11_4 (дата звернення: 14.08.2024).

40. Шапурова О. О. Моделі оцінки банкрутства та кризового стану підприємств. URL: http://www.economy.in.ua/pdf/4_2009/17.pdf (дата звернення: 04.05.2025).

41. Терещенко О.О. Дискримінантна модель інтегральної оцінки фінансового стану підприємства / О. О. Терещенко // Економіка України. № 8. 2003. С. 38-44.

42. Мартиненко В. П. Науково-методичні основи стратегії життєздатності підприємств промисловості у конкурентному середовищі : дис. ... д-ра екон. наук. Київ, 2006. 411 с.

43. Lennox J. C. Identifying Failing Companies: A Reevaluation of the Logit, Probit and DA Approaches. Journal of Economics and Business. 1999. Vol. 51. Issue 4. P. 347-364.

44. Сушко В. І., Павлюк Т. С. Класифікація моделей оцінки імовірності банкрутства підприємств. Економіка: теорія та практика. 2014. № 1. С. 72-83.

45. Дебунов, Л.М. Моделювання фінансової стійкості підприємств за допомогою штучних нейронних мереж. Економіка і прогнозування, 3. 2019 С. 101-123. URL: https://eip.org.ua/?aid=785&page_id=523 (дата звернення: 04.05.2025).

46. Зайченко Ю.П. Нечіткі моделі та методи в інтелектуальних системах [Електронний ресурс]: навчальний посібник для студентів вищих навчальних закладів / Ю. П. Зайченко; за заг.ред. М. З. Згуровський. Київ: Слово, 2008. 344 с.

47. Матвійчук А.В. Методи нечіткої логіки в інтелектуальних системах для прогнозування банкрутства підприємств. Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств. Житомир: Житомирський державний університет, 2013. URL: <https://ir.kneu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/7ba13d8e-c694-4038-8623-b2ad26dceb92/content> (дата звернення: 04.05.2025).

48. SAP S/4HANA for Financial Products Subledger Documentation. URL: https://help.sap.com/docs/S4HANA_FIN_PROD_SUBLEDGER?locale=en-US (дата звернення: 05.05.2025).

49. D&B Risk Analytics. URL: <https://www.dnb.com.hk/dnb-risk-analytics/page.htm> (дата звернення: 05.05.2025).

50. Moody's Credit Risk Capabilities. URL: <https://www.moody's.com/web/en/us/capabilities/credit-risk.html> (дата звернення: 05.05.2025).

51. Bloomberg Terminal Product Overview. URL: <https://www.bloomberg.com/professional/products/bloomberg-terminal> (дата звернення: 05.05.2025).

52. FICO Xpress Insight Solution Sheet. URL: <https://www.fico.com/en/latest-thinking/solution-sheet/fico-xpress-insight> (дата звернення: 05.05.2025).

РОЗДІЛ 2

КОМПЛЕКСНИЙ ПІДХІД ДО ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ АПАРАТУ НЕЧІТКИХ МНОЖИН

Своєчасне виявлення ознак фінансової кризи та прогнозування можливого банкрутства є необхідною умовою для прийняття ефективних управлінських рішень та забезпечення стійкого розвитку компаній. Традиційні методи оцінки ризику банкрутства, що базуються лише на аналізі фінансових показників, часто виявляються недостатньо точними та не враховують всю складність сучасних бізнес-процесів на підприємстві.

З огляду на це, виникає потреба у розробці більш комплексних та гнучких підходів до оцінювання ризику банкрутства підприємств. Такі підходи повинні враховувати не лише кількісні фінансові показники, але й якісні фактори, що впливають на діяльність підприємства. Крім того, важливо враховувати динаміку змін цих показників та факторів у часі. Сучасні методи, засновані на використанні математичного моделювання, нечіткої логіки та експертних оцінок, відкривають нові можливості для більш точного та всебічного аналізу ризику банкрутства, що дозволяє підприємствам вчасно реагувати на потенційні загрози та розробляти ефективні стратегії запобігання кризовим ситуаціям.

Тому, для побудови авторського підходу і методики оцінки залежності підприємства від факторів впливу на ризику банкрутства [1], крім методів, що використовують кількісні та якісні показники, був використаний метод, заснований на застосуванні апарату нечітких множин [2-4].

Запропонована методологія аналізу ризику банкрутства підприємства базується на процесному підході, в якому підприємство розглядається як складна система, що дає можливість виявити симптоми кризи в кожному бізнес-процесі, їх вплив на діяльність підприємства та розробити заходи щодо їх усунення та запобігання банкрутства.

2.1 Процесний підхід до аналізу діяльності підприємства

Як відомо, банкрутство підприємства, корпорації або компанії може бути викликано рядом взаємопов'язаних факторів [5]: причинами зовнішнього середовища підприємства, ринковими причинами, внутрішніми економічними причинами, фінансовими причинами, управлінськими причинами, а також іншими причинами, наслідком яких є негативне відображення на рівні всіх сфер ділової активності підприємства.

Як правило, оцінка ризику банкрутства підприємства здійснюється на основі аналізу фінансових показників підприємства. Проте варто зазначити, що оцінка ризику банкрутства підприємства лише на основі фінансових показників не дає повного уявлення про його реальний стан. Тому актуальною науково-практичною проблемою є розробка ефективних інструментів для оцінки рівня ризику банкрутства, який би відображав не лише фінансовий стан підприємства, а й якість його управління. Такий показник, зрештою, повинен мати фінансове вираження, проте не обмежуватися виключно фінансовими наслідками [6].

У зв'язку з обмеженістю фінансових показників для відображення комплексного стану підприємства, доцільним є впровадження процесного підходу до оцінки рівня ризику банкрутства підприємства. Цей підхід розглядає підприємство як систему взаємозалежних бізнес-процесів, що забезпечують реалізацію його функціональних завдань.

ISO 9000 визначає процесний підхід як принцип, згідно з яким узгоджених і передбачуваних результатів можна досягти більш результативно та ефективно, якщо діяльність розглядається і керується як система взаємопов'язаних процесів [7].

Бізнес-процес – це сукупність дій, що приймає один або декілька видів вхідних даних та створює результат, який має цінність для клієнта [8]. Він визначає ефективність роботи підприємства та його здатність створювати цінність для клієнтів і партнерів. Правильна класифікація бізнес-процесів та управління ними допомагають підвищити ефективність компанії, зменшити витрати та забезпечити

конкурентні переваги на ринку. Оптимізація бізнес-процесів є ключовим фактором успіху будь-якого підприємства [8].

Існують різні визначення бізнес-процесу.

Дейвенпорт Т.: «Бізнес-процес – це набір логічно пов'язаних завдань, які виконуються для досягнення визначеного бізнес-результату» [6].

Хаммер М., Чампі Дж.: «Бізнес-процес – це набір дій, які мають один або кілька вхідних ресурсів і перетворюють їх у вихідний результат, що має цінність для клієнта» [8].

Міжнародний інститут бізнес-аналізу (ІБА): «Бізнес-процес – це повторюваний потік дій, ініційований бізнес-подією, яка може мати кілька шляхів до завершення» [9].

Ефективне управління бізнес-процесами є ключовим чинником досягнення цільових результатів, підвищення загальної управлінської ефективності та дотримання принципів процесного підходу, визначених міжнародними стандартами.

Для виділення бізнес-процесів використовуються такі основні підходи [10]:

- за організаційною структурою управління підприємства;
- за результатом виконання бізнес-процесу (продукт або послуга);
- за ланцюгом створення цінності.

Ефективне управління бізнес-процесами підприємства надає можливість [8]:

- зменшити витрати та підвищити продуктивність;
- покращити якість товарів і послуг;
- підвищити конкурентоспроможність підприємства;
- полегшити адаптацію до змін ринку та технологій.

Оптимізація бізнес-процесів включає [8]:

- аналіз процесів і виявлення неефективних ділянок;
- автоматизацію та цифровізацію рутинних завдань;
- усунення зайвих етапів і вдосконалення структури виконання робіт.

Серед основних бізнес-процесів, які варто враховувати при оцінці ризику банкрутства, можна виділити такі процеси:

- виробничі (виготовлення продукції та надання послуг);
- управлінські (корпоративне управління, управління персоналом);
- фінансові (фінансовий менеджмент, управління грошовими потоками);
- маркетингові (маркетингові дослідження, рекламні кампанії);
- інноваційні (розробка нових продуктів та технологій, впровадження інновацій);
- інформаційно-технологічні (управління інформаційними системами та технологіями);
- логістичні (постачання, складування та розподіл продукції);
- юридичні (правове забезпечення діяльності, захист прав та інтересів компанії);
- закупівельні (управління закупівлями та контрактами);
- пов'язані з корпоративною соціальною відповідальністю (соціальні та екологічні ініціативи);
- пов'язані з управління ризиками (ідентифікація, оцінка та мінімізація ризиків);
- пов'язані з управлінням людськими ресурсами (HR-процеси, розвиток і навчання персоналу);
- пов'язані з управлінням якістю (контроль якості продукції та послуг, сертифікація);
- пов'язані з управлінням відносинами з клієнтами (CRM-системи, робота з клієнтськими базами).

Бізнес-процеси є складовою частиною операційної діяльності підприємства, і їх ефективність прямо пропорційно впливає на стійкість компанії в умовах мінливого ринкового середовища. Недостатня увага до оптимізації бізнес-процесів може призвести до неефективного використання ресурсів, збільшення витрат та зниження конкурентоспроможності, що, у свою чергу, збільшує ризик фінансової нестабільності та потенційного банкрутства.

Проте, для більш глибокого розуміння впливу бізнес-процесів на ризик банкрутства підприємства, важливо розглядати їх не тільки з точки зору кількісних

показників, таких як обсяги виробництва чи фінансові результати, але й з точки зору якісних характеристик, що відображають рівень ефективності, адаптивності та інноваційного потенціалу підприємства.

Компанії, які ефективно застосовують процесний підхід та оптимізацію бізнес-процесів, мають значні переваги у досягненні своїх стратегічних цілей та задоволенні потреб клієнтів [11].

У таблиці 2.1 наведено приклади основних бізнес-процесів підприємства, які необхідно враховувати при оцінці його стійкості та ризику банкрутства. Кожен з цих процесів характеризується як кількісними показниками, що забезпечують об'єктивну оцінку, так і якісними характеристиками, що вказують на внутрішні резерви та управлінські можливості підприємства. Дана таблиця містить показники, які використовуються як в моделях мультиплікативного дискримінантного аналізу [12,13,14,15,16], так і враховують специфіку діяльності іноземних банків [17], страхових компаній [18] та українських підприємств [19] для порівняння та визначення ефективності розробленого підходу і запропонованої методики оцінювання рівня ризику банкрутства.

Таблиця 2.1 – Приклад категорії бізнес-процесів та їх кількісні і якісні показники (розроблено автором на основі [1])

Категорії процесів	Бізнес-процес	Кількісні показники	Якісні показники
Виробничі процеси	Виготовлення продукції	1. Обсяг виробництва 2. Виробничі витрати 3. Продуктивність праці	1. Якість продукції 2. Відповідність продукції стандартам 3. Інноваційність продукції
	Надання послуг	1. Дохід від послуг 2. Витрати на обслуговування	1. Рівень задоволеності клієнтів 2. Якість обслуговування 3. Якість послуг
Управлінські процеси	Корпоративне управління	1. Час прийняття рішень 2. Витрати на управління	1. Ефективність управління 2. Рівень організаційної культури 3. Адаптивність до змін
	Управління персоналом	1. Кількість працівників 2. Плинність кадрів 3. Витрати на навчання	1. Рівень мотивації 2. Задоволеність працівників 3. Ефективність команди
Фінансові процеси	Фінансовий менеджмент	1. Рентабельність 2. Прибутковість 3. Фінансова стабільність	1. Ефективність інвестицій 2. Прозорість фінансової звітності

			3. Фінансова дисципліна
	Управління грошовими потоками	1. Обіг грошових коштів 2. Касовий баланс 3. Кредитне навантаження	1. Оптимізованість грошових потоків 2. Платіжна дисципліна 3. Ризик ліквідності
Маркетингові процеси	Маркетингові дослідження	1. Охоплення ринку 2. Витрати на дослідження 3. Ринкова частка	1. Відповідність продукції потребам ринку 2. Конкурентоспроможність 3. Ринковий імідж
	Рекламні кампанії	1. Витрати на рекламу 2. Віддача від інвестицій у рекламу 3. Обсяг продажів	1. Впізнаваність бренду 2. Ефективність рекламних кампаній 3. Вплив на споживчу поведінку клієнтів 3. Вплив на споживчу поведінку клієнтів
Інноваційні процеси	Розробка нових продуктів та технологій	1. Витрати на дослідження і розробки 2. Кількість запатентованих рішень 3. Обсяг продажів нових продуктів	1. Унікальність продуктів 2. Рівень технологічних інновацій 3. Час виходу на ринок
	Впровадження інновацій	1. Кількість впроваджених інновацій 2. Час впровадження 3. Економічний ефект	1. Вплив інновацій на конкурентоспроможність 2. Адаптивність до технологічних змін 3. Стратегічна відповідність
Інформаційно-технологічні процеси	Управління інформаційним і системами та технологіями	1. Витрати на ІТ 2. Продуктивність інформаційних систем 3. Швидкість обробки даних	1. Надійність інформаційних систем 2. Захищеність даних 3. Масштабованість інформаційних систем
Логістичні процеси	Постачання	1. Витрати на логістику 2. Час доставки продукції 3. Обсяг поставок	1. Надійність постачальників 2. Ефективність постачань 3. Адаптивність ланцюга постачання
	Складування та розподіл продукції	1. Витрати на зберігання 2. Обсяг складських запасів 3. Оборотність запасів	1. Ефективність розподілу запасів 2. Відповідність логістичним вимогам
Юридичні процеси	Правове забезпечення діяльності	1. Витрати на юридичні послуги 2. Кількість укладених угод 3. Правові витрати	1. Відповідність законодавству 2. Захист інтересів компанії 3. Юридичні ризики
Закупівельні процеси	Управління закупівлями та контрактами	1. Обсяг закупівель 2. Економія від закупівель 3. Ціна одиниці продукції	1. Надійність постачальників 2. Ефективність закупівельних процедур 3. Якість постачання
Процеси корпоративної	Соціальні та екологічні ініціативи	1. Витрати на соціальні проекти	1. Вплив на репутацію 2. Відповідальність перед суспільством

соціальної відповідальності		2. Обсяг інвестицій в екологічні ініціативи 3. Економічна вигода	3. Стійкість розвитку підприємства
Процеси управління ризиками	Ідентифікація, оцінка та мінімізація ризиків	1. Витрати на управління ризиками 2. Економічний ефект від зниження ризиків 3. Частота виникнення ризиків	1. Ефективність ризик-менеджменту 2. Адаптивність до ризиків 3. Інтеграція ризиків у стратегію
Процеси управління людськими ресурсами	HR-процеси, розвиток і навчання персоналу	1. Витрати на навчання 2. Плинність кадрів 3. Середня заробітна плата	1. Рівень кваліфікації працівників 2. Задоволеність працівників 3. Ефективність навчання персоналу
Процеси управління якістю	Контроль якості продукції та послуг	1. Витрати на забезпечення якості 2. Обсяг рекламацій 3. Частка продукції, що відповідає стандартам	1. Відповідність стандартам 2. Задоволеність клієнтів 3. Ефективність контролю якості
Процеси управління відносинами з клієнтами	CRM-системи, робота з клієнтськими базами	1. Дохід від клієнтів 2. Витрати на підтримку клієнтів 3. Відсоток втрат клієнтів	1. Лояльність клієнтів 2. Ефективність взаємодії з клієнтами 3. Рівень обслуговування клієнтів

Таким чином, при оцінці ступеня ризику банкрутства важливо враховувати не тільки фінансові показники та основні процеси підприємства, але й ефективність ключових бізнес-процесів, які формують основу його операційної діяльності. Сучасні підходи до управління ризиками пропонують використання комплексних моделей, які об'єднують фінансові, операційні та стратегічні аспекти. Врахування як кількісних, так і якісних показників дозволяє досягти більш точного і об'єктивного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства. Кількісні показники забезпечують конкретні дані для аналізу фінансових тенденцій та оцінки стабільності, тоді як якісні показники враховують менш формалізовані аспекти, такі як ефективність управлінських практик, інноваційний потенціал та загальне стратегічне спрямування підприємства. Лише інтеграція цих підходів дозволяє створити повну картину ризиків і забезпечити більш комплексну та достовірну оцінку потенційних загроз банкрутства.

2.2 Економіко-математична модель ризику банкрутства підприємства

При процесному підході аналізу діяльності підприємства щодо визначення рівня ризику банкрутства доцільно використовувати економіко-математичну модель ризику банкрутства підприємства, далі BRM (Bankruptcy Risk Model) [1, 2], що має такий вигляд:

$$BRM = \langle G, L, \Phi \rangle, \quad (2.1)$$

де G – деревоподібна ієрархія факторів банкрутства підприємства, зокрема бізнес-процесів та їх показників, L – сукупність якісних оцінок кожного факторного рівня в ієрархії, а Φ – система відношень переваг одних факторів над іншими для одного рівня ієрархії факторів.

Деревоподібна ієрархія G може бути описана за допомогою орієнтованого ациклічного графа, де відсутні горизонтальні ребра всередині одного рівня ранжування, що містить одну кореневу вершину:

$$G = \langle F, V \rangle, \quad (2.2)$$

де $F = \{F_i\}$ – множина вершин, що відповідають факторам, при цьому F_0 – коренева вершина графа, що відповідає фактору ризику банкрутства підприємства в цілому, $V = \{V_{ij}\}$ – множина дуг, що з'єднують вершини сусідніх рівнів ієрархії. У деревоподібному графі G дуги розташовані так, що початок дуги відповідає вершині F_i нижнього рівня ієрархії (рангу), а кінець дуги – вершина F_j рангу, який менше на одиницю. На рисунку 2.1 зображена схема трирівневої деревоподібної ієрархії G виду (2.2), де вершина F_0 відповідає фактору ризику банкрутства підприємства в цілому (нульовий рівень ієрархії), вершини F_i ($i = \overline{1, n}$) відповідають факторам ризику банкрутства на рівні бізнес-процесів (перший рівень ієрархії), а вершини $F_{i,j}$ відповідають j -му показнику, що характеризує i -ий бізнес-процес ($j = \overline{1, m_i}$, $i = \overline{1, n}$) (другий рівень ієрархії), m_i – кількість показників, що характеризують i -ий бізнес-процес.

Отже множину вершин F ієрархії G з рис. 2.1 можна записати так:

$$F = \left\{ \{F_0\}, \{F_1, F_2, \dots, F_n\}, \{F_{1.1}, F_{1.2}, \dots, F_{1.m_1}\}, \{F_{2.1}, F_{2.2}, \dots, F_{2.m_2}\}, \dots, \{F_{n.1}, F_{n.2}, \dots, F_{n.m_n}\} \right\}. \quad (2.3)$$

Сукупність L якісних оцінок кожного факторного рівня в ієрархії G за своєю структурою відповідає структурі множини вершин F ієрархії G і містить якісні оцінки, частина з яких задається ОПР або експертом, зокрема це оцінки, що відповідають кількісним і якісним показникам бізнес-процесів, що характеризують діяльність підприємства і безпосередньо впливають на ризик його банкрутства та відповідають нижньому рівню ієрархії, інша частина це оцінки факторів вищих рівнів, зазвичай, обчислюється на основі оцінок нижнього рівня за певними правилами, а на їх основі визначається якісна оцінка стану всього підприємства.

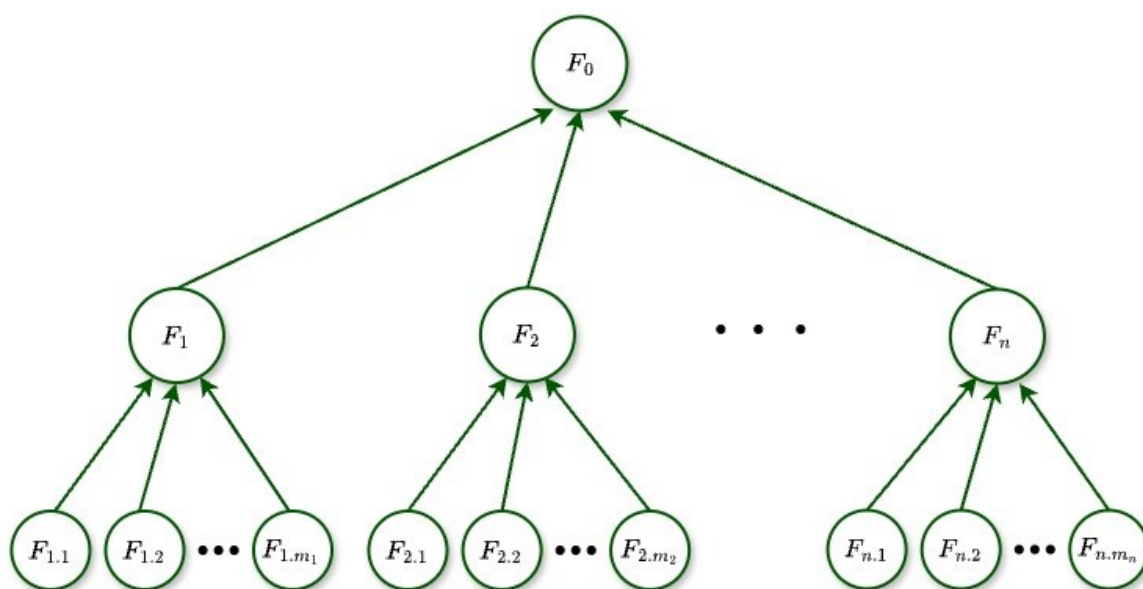


Рисунок 2.1 – Схема трирівневої деревоподібної ієрархії G

[розроблено автором]

Наприклад, множині вершин F виду (2.3) трирівневої деревоподібної ієрархії G множина якісних оцінок має вигляд:

$$L = \left\{ \{L_0\}, \{L_1, L_2, \dots, L_n\}, \{L_{1.1}, L_{1.2}, \dots, L_{1.m_1}\}, \{L_{2.1}, L_{2.2}, \dots, L_{2.m_2}\}, \dots, \{L_{n.1}, L_{n.2}, \dots, L_{n.m_n}\} \right\}, \quad (2.4)$$

де L_0 – оцінка, що характеризує стан всього підприємства і відповідає вершині ієрархії F_0 , аналогічно оцінка L_i характеризує стан i -го бізнес-процесу підприємства і відповідає вершині F_i ($i = \overline{1, n}$), а оцінка $L_{i,j}$ характеризує стан j -го показника i -го бізнес-процесу ($j = \overline{1, m_i}$, $i = \overline{1, n}$) і відповідає вершині $F_{i,j}$ ($j =$

$\overline{1, m_i}, i = \overline{1, n}$, m_i – кількість показників, що характеризують i -ий бізнес-процес. При цьому оцінки з множин $\{L_{1.1}, L_{1.2}, \dots, L_{1.m_1}\}, \{L_{2.1}, L_{2.2}, \dots, L_{2.m_2}\}, \dots, \{L_{n.1}, L_{n.2}, \dots, L_{n.m_n}\}$ задаються ОПР або експертами, а оцінки з множин $\{L_0\}, \{L_1, L_2, \dots, L_n\}$ визначаються за певними правилами, що будуть розглянуті нижче, зокрема з використанням операцій над нечіткими числами.

Найчастіше як набір якісних оцінок для кожного фактора в ієрархії G використовують таку множину (лінгвістичну шкалу оцінювання):

$$A_5 = \{A_{5.1}, A_{5.2}, A_{5.3}, A_{5.4}, A_{5.5}\} = \{\text{Дуже низький (ДН), Низький (Н), Середній (С), Високий (В), Дуже високий (ДВ)}\}. \quad (2.5)$$

Система відношень Φ – це система переваг одних факторів над іншими для одного рівня ієрархії факторів:

$$\Phi = \{F_i (\varphi) F_j | \varphi \in (\prec, \approx)\}, \quad (2.6)$$

де \prec – відношення переваги одного фактора над іншим,

\approx – відношення еквівалентності (рівноцінності) факторів,

F_i, F_j – фактори, що відповідають індексам i, j .

де $p_i \in [0; 1], i = \overline{1, n}$, при цьому $\sum_{i=1}^n p_i = 1$.

Коли бізнес-процеси, їх кількісні та якісні показники ОПР чи експертом впорядковані за важливістю, то для визначення ваг елементів множин F виду (2.3) можна використати систему ваг Фішберна [20], що дозволяє спростити процедуру оцінювання ваг за рахунок використання рекурентних співвідношень. Розглянемо систему ваг Фішберна більш детально.

Нехай для елементів множини

$$F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\} \quad (2.7)$$

потрібно визначити систему ваг

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}. \quad (2.8)$$

Розглянемо правила побудови системи ваг Фішберна P для окремих випадків.

1. Випадку, коли всі n елементів множини F рівнозначні, тобто

$$F_1 \approx F_2 \approx \dots \approx F_n, \quad (2.9)$$

відповідає система рівних ваг:

$$P_{\approx} = \{p_i | p_i = n^{-1}, i = \overline{1, n}\}. \quad (2.10)$$

2. Випадку, коли має місце *послідовне зменшення переваги* n елементів множини F , тобто коли

$$F_1 \succ F_2 \succ \dots \succ F_n, \quad (2.11)$$

найкращим чином відповідає система ваг, що зменшуються за правилом арифметичної прогресії:

$$P_{\succ} = \{p_i | p_i = \frac{(n-i+1)}{\frac{(n+1)n}{2}}, i = \overline{1, n}\}. \quad (2.12)$$

З (2.12) видно, що ваги Фішберна – це раціональні дробу, в знаменнику яких стоїть сума арифметичної прогресії n перших членів натурального ряду з кроком 1, а в чисельнику – елементи натурального ряду від n до 1, що зменшуються на 1, при цьому

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1.$$

Наприклад при $n = 5$ маємо:

$$p_1 = \frac{5}{15}, p_2 = \frac{4}{15}, p_3 = \frac{3}{15}, p_4 = \frac{2}{15}, p_5 = \frac{1}{15},$$

тобто перевага за Фішберном виражається у зменшенні на одиницю чисельника раціонального дробу вагового коефіцієнта менш важливого елементу множини F .

3. Випадку, коли розглядаються *цільові переваги* n елементів множини F , тобто коли до системи включаються не лише відношення пріоритетів між процесами, а й відношення їх рівнозначності:

$$F_1 \varphi F_2 \varphi \dots \varphi F_n, \quad (2.13)$$

де $\varphi \in \{\succ, \approx\}$, відповідає *змішана система ваг* Фішберна, що визначається за правилом:

$$P_{\varphi \approx} = \{p_i | p_i = \frac{r_i}{K}, i = \overline{1, n}\}, \quad (2.14)$$

де чисельники r_i обчислюються за рекурентною схемою:

$$\begin{aligned} r_n &= 1, \\ r_{i-1} &= \begin{cases} r_i, & F_{i-1} \approx F_i \\ r_i + 1, & F_{i-1} \succ F_i \end{cases}, i = \overline{n, 2}, \end{aligned} \quad (2.15)$$

а знаменником K є сума отриманих чисельників r_i :

$$K = \sum_{i=1}^N r_i. \quad (2.16)$$

Можна легко переконатися, що співвідношення (2.10) і (2.12) є частинними випадками (2.14)-(2.16). Отже, система ваг Фішберна для змішаних систем переваги є несуперечливою і узагальнює частинні випадки відомих систем (2.10) і (2.12).

У таблиці 2.2 зведені дробы Фішберна для всіх змішаних систем відношень переваги при $n=2,3,4$.

Таблиця 2.2 – Система ваг Фішберна при $n = 2, 3, 4$ [2]

n	Φ	p_1	p_2	p_3	p_4
2	$F_1 \approx F_2$	1/2	1/2	–	–
	$F_1 \succ F_2$	2/3	1/3	–	–
3	$F_1 \approx F_2 \approx F_3$	1/3	1/3	1/3	–
	$F_1 \succ F_2 \approx F_3$	2/4	1/4	1/4	–
	$F_1 \approx F_2 \succ F_3$	2/5	2/5	1/5	–
	$F_1 \succ F_2 \succ F_3$	3/6	2/6	1/6	–
4	$F_1 \approx F_2 \approx F_3 \approx F_4$	1/4	1/4	1/4	1/4
	$F_1 \succ F_2 \approx F_3 \approx F_4$	2/5	1/5	1/5	1/5
	$F_1 \approx F_2 \succ F_3 \approx F_4$	2/6	2/6	1/6	1/6
	$F_1 \approx F_2 \approx F_3 \succ F_4$	2/7	2/7	2/7	1/7
	$F_1 \succ F_2 \succ F_3 \approx F_4$	3/7	2/7	1/7	1/7
	$F_1 \succ F_2 \approx F_3 \succ F_4$	3/8	2/8	2/8	1/8
	$F_1 \approx F_2 \succ F_3 \succ F_4$	3/9	3/9	2/9	1/9
	$F_1 \succ F_2 \succ F_3 \succ F_4$	4/10	3/10	2/10	1/10

Всього варіантів систем переваг 2^{n-1} для кожного числа n зіставлених процесів.

2.3 Метод оцінювання ступеня ризику банкрутства підприємства на основі апарата нечітких множин

Для BRM виду (2.1)-(2.6) розглянемо метод оцінювання ризику банкрутства підприємства на основі апарата нечітких множин [2, 21].

Визначення 2.1. Нечіткою множиною A , яка задана на універсальній множині X , називається сукупність пар виду $(x, \mu_A(x))$, де $x \in X$, а μ_A – функція: $X \rightarrow [0; 1]$, яка називається *функцією належності множині A* [22].

Значення $\mu_A(x)$ для конкретного $x \in X$ називається *мірою належності* цього елементу до нечіткої множини A .

Для того, щоб здійснити оцінювання ризику банкрутства за кількісними і якісними показниками його бізнес-процесів, необхідно провести агрегування вхідних даних (оцінок кількісних і якісних показників бізнес-процесів) у відповідності до деревоподібної структури G виду (2.2), при цьому агрегування здійснюється за напрямом дуг графа ієрархії, тобто від рівня показників до рівня бізнес-процесів і далі до вершини графа, що відповідає рівню підприємства (див. рис. 2.1).

Для агрегування вхідних даних застосовується так званий ОWA-оператор Ягера (OWA – Ordered Weighted Averaging – усереднення з упорядкованими вагами) [23], при цьому у якості ваг у згортці використовуються коефіцієнти Фішберна, розглянуті у п.2.2.

Враховуючи наявність якісних показників, що характеризують бізнес-процеси підприємства, формується лінгвістична змінна «Рівень показника» («Рівень фактора»), наприклад з терм-множиною значень A_5 виду (2.5). Тоді в якості функцій належності нечітких множин $\mu_A(x)$, що відповідають значенням терм-множини A_5 можна обрати, наприклад, функції належності *стандартного п'ятирівневого 01-класифікатора*, що відповідають базовим нечітким трапецієвидним числам [2]:

$$\text{ДН:} \quad \mu_1(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 0.15 \\ 10(0.25 - x), & 0.15 \leq x < 0.25, \\ 0, & 0.25 \leq x \leq 1 \end{cases} \quad (2.17)$$

$$\text{Н:} \quad \mu_2(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.15 \\ 10(x - 0.25), & 0.15 \leq x < 0.25 \\ 1, & 0.25 \leq x < 0.35 \\ 10(0.45 - x), & 0.35 \leq x < 0.45 \\ 0, & 0.45 \leq x \leq 1 \end{cases}, \quad (2.18)$$

$$\text{С:} \quad \mu_3(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.35 \\ 10(x - 0.35), & 0.35 \leq x < 0.45 \\ 1, & 0.45 \leq x < 0.55 \\ 10(0.65 - x), & 0.55 \leq x < 0.65 \\ 0, & 0.65 \leq x \leq 1 \end{cases}, \quad (2.19)$$

$$\text{В:} \quad \mu_4(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.55 \\ 10(x - 0.55), & 0.55 \leq x < 0.65 \\ 1, & 0.65 \leq x < 0.75 \\ 10(0.85 - x), & 0.75 \leq x < 0.85 \\ 0, & 0.85 \leq x \leq 1 \end{cases}, \quad (2.20)$$

$$\text{ДВ:} \quad \mu_5(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.75 \\ 10(x - 0.75), & 0.75 \leq x < 0.85 \\ 1, & 0.85 \leq x \leq 1 \end{cases}. \quad (2.21)$$

У співвідношеннях (2.17)-(2.21) змінна x і значення базових функцій $\mu_s(x)$ ($s = \overline{1,5}$) належать відрізку $[0,1]$. На рис. 2.2 представлено систему трапецієвидних функцій належності виду (2.17)-(2.21) для стандартного п'ятирівневого 01-класифікатора.

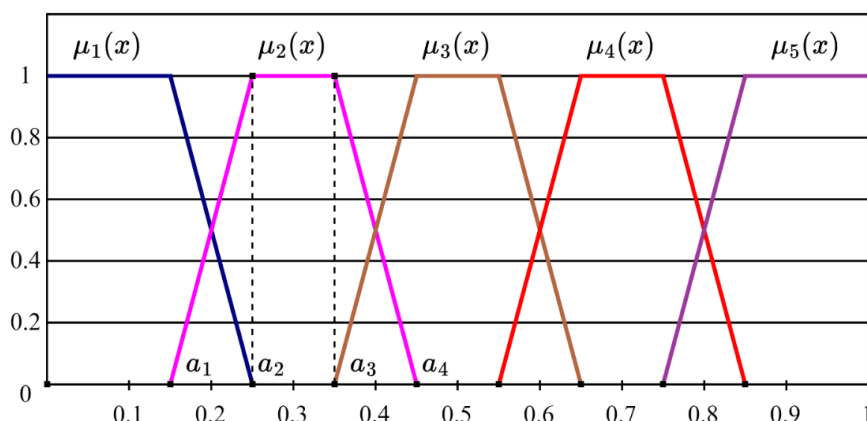


Рисунок 2.2 – Система трапецієвидних функцій належності стандартного п'ятирівневого 01-класифікатора [2]

Функції належності нечітких трапецієвидних чисел зручно подавати у параметричній формі:

$$a = (a_1, a_2, a_3, a_4),$$

де числа a_i відповідають абсцисам вершин трапеції, $i = \overline{1,4}$ (див. рис. 2.2).

У нечіткій логіці 01-класифікатор – це інструмент для класифікації даних, який використовує невизначеність, мнозначність або нечіткість даних, поданих у вигляді нечітких множин. В основному, 01-класифікатори використовуються в

таких областях, як комп'ютерний зір, штучний інтелект, розпізнавання образів, медична діагностика тощо, де даних багато і вони можуть бути неоднозначними або нечіткими. Так, даний класифікатор використано у цьому методі для компенсації суб'єктивності думок експертів. Стандартний п'ятирівневий 01-класифікатор виконує проекцію нечіткого лінгвістичного опису на 01-носію, при цьому робить це несуперечливим чином, розташовуючи вузли класифікації $\{0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9\}$ рівномірно один від одного і симетрично відносно вузла 0.5. У цих вузлах значення відповідної функції належності дорівнює одиниці, а всі інші функції дорівнюють нулю. Невизначеність експерта в класифікації зменшується (збільшується) лінійно з віддаленням від вузла (при наближенні до вузла відповідно). Сума функцій належності у всіх точках носія дорівнює одиниці.

Рівні значень якісних показників і приклад відповідної бальної шкали для оцінки рівнів кількісних показників, що характеризують бізнес-процеси підприємства, а також відповідні їм нечіткі трапецієвидні числа для стандартного п'ятирівневого 01-класифікатора, наведені в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Відповідність рівнів (станів) якісних і кількісних показників нечітким числам для стандартного п'ятирівневого 01-класифікатора (розроблено автором на основі [2])

Рівень якісного значення показника (базова лінгвістична оцінка)	Оцінка величини (рівня) кількісного показника (у балах)	Позначення базового нечіткого трапецієвидного числа у параметричній формі	Базове нечітке трапецієвидне число у параметричній формі
Дуже низький	1	$e_1 = (e_{1.1}, e_{1.2}, e_{1.3}, e_{1.4})$	$(0; 0; 0,15; 0,25)$
Низький	2	$e_2 = (e_{2.1}, e_{2.2}, e_{2.3}, e_{2.4})$	$(0,15; 0,25; 0,35; 0,45)$
Середній	3	$e_3 = (e_{3.1}, e_{3.2}, e_{3.3}, e_{3.4})$	$(0,35; 0,45; 0,55; 0,65)$
Високий	4	$e_4 = (e_{4.1}, e_{4.2}, e_{4.3}, e_{4.4})$	$(0,55; 0,65; 0,75; 0,85)$
Дуже високий	5	$e_5 = (e_{5.1}, e_{5.2}, e_{5.3}, e_{5.4})$	$(0,75; 0,85; 1; 1)$

Нечітко-множинний метод для трирівневої BRM складається з таких етапів:

Етап 1. На цьому етапі особі, яка приймає рішення, потрібно визначити найбільш важливі бізнес-процеси підприємства і відповідні кількісні та якісні

показники, що відображають їх вплив на стан підприємства і сигналізують про виникнення кризових явищ на ньому. У результаті цього будується множина вершин F виду (2.3) деревоподібної ієрархії G виду (2.2), де вершина F_0 відповідає фактору ризику банкрутства підприємства в цілому (нульовий рівень ієрархії), вершини F_i ($i = \overline{1, n}$) відповідають факторам ризику банкрутства на рівні бізнес-процесів (перший рівень ієрархії), а вершини $F_{i,j}$ відповідають j -му показнику, що характеризує i -ий бізнес-процес ($j = \overline{1, m_i}$, $i = \overline{1, n}$) (другий рівень ієрархії), m_i – кількість показників, що характеризують i -ий бізнес-процес. Будемо вважати, що бізнес-процеси та відповідні їм показники упорядковані за важливістю.

Етап 2. На цьому етапі за участю особи, яка приймає рішення, чи/або експерта, формується множина якісних (лінгвістичних) оцінок стану факторів L виду (2.4), що відповідає структурі множини F виду (2.3) з використанням відповідної шкали лінгвістичних оцінок, зокрема виду (2.5).

Результати першого і другого етапів доцільно подати у вигляді таблиці 2.4. Таблиця 2.4 – Фактори, що характеризують підприємство, та оцінки їх стану (розроблено автором)

Найменування фактора	Позначення фактора	Стан (рівень) фактора (лінгвістична оцінка)	Позначення якісної оцінки
Підприємство	F_0	Оцінка 0*	L_0
Бізнес-процес 1	F_1	Оцінка 1*	L_1
Показник 1.1	$F_{1,1}$	Оцінка 1.1	$L_{1,1}$
Показник 1.2	$F_{1,2}$	Оцінка 1.2	$L_{1,2}$
...
Показник 1. m_1	F_{1,m_1}	Оцінка 1. m_1	L_{1,m_1}
Бізнес-процес 2	F_2	Оцінка 2*	L_2
Показник 2.1	$F_{2,1}$	Оцінка 2.1	$L_{2,1}$
Показник 2.2	$F_{2,2}$	Оцінка 2.2	$L_{2,2}$
...
Показник 2. m_2	F_{2,m_2}	Оцінка 2. m_2	L_{2,m_2}
...
Бізнес-процес n	F_n	Оцінка n *	L_n
Показник n .1	$F_{n,1}$	Оцінка n .1	$L_{n,1}$
Показник n .2	$F_{n,2}$	Оцінка n .2	$L_{n,2}$
...
Показник n . m_n	F_{n,m_n}	Оцінка n . m_n	L_{n,m_n}

Примітка. Оцінки факторів, позначені Оцінки 0^* , Оцінки 1^* , ..., Оцінки n^* , потрібно знайти в процесі реалізації методу, використовуючи операції над нечіткими трапецієвидними числами, що відповідають лінгвістичним оцінкам з множини L , що будуть розглянуті на наступних етапах методу.

Етап 3. На цьому етапі для більш глибокого та об'єктивного аналізу рівня ризику банкрутства підприємства за BRM для всіх його бізнес-процесів та показників, що їх характеризують, експерт будує систему відношень переваг Φ виду (2.4), яка визначає рівень їх значущості в порівнянні з іншими факторами і показниками:

$$\Phi = \{F_1 \varphi F_2 \varphi \dots \varphi F_n; F_{1.1} \varphi F_{1.2} \varphi \dots \varphi F_{1.m_1}; F_{2.1} \varphi F_{2.2} \varphi \dots \varphi F_{2.m_2}; \dots; F_{n.1} \varphi F_{n.2} \varphi \dots \varphi F_{n.m_n}\}, \quad (2.22)$$

де $\varphi \in \{\succ, \approx\}$, \approx – однаково важливі показники, \succ – один показник домінує над іншим.

Етап 4. На цьому етапі для системи відношень переваги Φ виду (2.22) будуються відповідні системи ваг Фішберна P_* для кожного рівня ієрархії G за співвідношеннями (2.14)-(2.16), або його частинними випадками (2.10), (2.12).

Результати третього і четвертого етапів доцільно подати у вигляді таблиці 2.5.

Таблиця 2.5 – Система відношень переваги Φ і системи ваг Фішберна для кожного рівня ієрархії G (розроблено автором)

Φ	$p_{*,1}$	$p_{*,2}$	\dots	$p_{*,n}$	$p_{*,n+1}$	$p_{*,n+2}$	\dots	$p_{*,k}$
$F_1 \varphi F_2 \varphi \dots \varphi F_n$	p_1	p_2	\dots	p_n	-	-	-	-
$F_{1.1} \varphi F_{1.2} \varphi \dots \varphi F_{1.m_1}$	$p_{1.1}$	$p_{1.2}$	\dots	\dots	$p_{1.m_1}$	-	-	-
$F_{2.1} \varphi F_{2.2} \varphi \dots \varphi F_{2.m_2}$	$p_{2.1}$	$p_{2.2}$	\dots	\dots	\dots	$p_{2.m_2}$	-	-
\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	-
$F_{n.1} \varphi F_{n.2} \varphi \dots \varphi F_{n.m_n}$	$p_{n.1}$	$p_{n.2}$	\dots	\dots	\dots	\dots	\dots	$p_{n.m_n}$

Зауважимо, що у таблиці 2.5 кількість стовпчиків з вагами Фішберна визначається за співвідношенням:

$$k = \max \{n, m_1, m_2, \dots, m_n\}.$$

Етап 5. На цьому етапі для кожного бізнес-процесу F_i ($i = \overline{1, n}$) (етап 1) з урахуванням стану кожного показника $F_{i,1}, F_{i,2}, \dots, F_{i,m_i}$ на другому рівні ієрархії G виду (2.2) (див. рис. 2.3), яким визначені лінгвістичні оцінки $L_{i,1}, L_{i,2}, \dots, L_{i,m_i}$ (етап 2) та відповідні ним функції належності на 01-носії виду

$$\mu_{i,j}(x) = \begin{cases} (2.17), L_{i,j} = \text{"Дуже низький"}, \\ (2.18), L_{i,j} = \text{"Низький"}, \\ (2.19), L_{i,j} = \text{"Середній"}, \\ (2.20), L_{i,j} = \text{"Високий"}, \\ (2.21), L_{i,j} = \text{"Дуже високий"} \end{cases} \quad (2.23)$$

де $j = \overline{1, m_i}$, $i = \overline{1, n}$, з використанням визначеної на етапі 3 системи переваг Φ виду (2.22) і відповідної їй системи ваг Фішберна $P_i = \{p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,m_i}\}$ (етап 4) (див. таблицю 2.4), визначається його стан у вигляді нечіткого трапецієвидного числа за допомогою QWA-оператора:

$$\mu_i(x) = \sum_{j=1}^{m_i} p_{i,j} \cdot \mu_{i,j}(x), i = \overline{1, n}. \quad (2.24)$$

Якщо подати нечітке трапецієвидне число $\mu_{i,j}$ виду (2.23) у параметричній формі $a_{i,j} = (a_{i,j,1}, a_{i,j,2}, a_{i,j,3}, a_{i,j,4})$, де числа $a_{i,j,l}$ ($l = \overline{1,4}$) відповідають абсцисам вершин трапеції з функцією належності $\mu_{i,j}(x)$, то виконується рівність:

$$\begin{aligned} \mu_i(x) &= \sum_{j=1}^{m_i} p_{i,j} \cdot (a_{i,j,1}, a_{i,j,2}, a_{i,j,3}, a_{i,j,4}) = \\ &= \left(\sum_{j=1}^{m_i} p_{i,j} \cdot a_{i,j,1}, \sum_{j=1}^{m_i} p_{i,j} \cdot a_{i,j,2}, \sum_{j=1}^{m_i} p_{i,j} \cdot a_{i,j,3}, \sum_{j=1}^{m_i} p_{i,j} \cdot a_{i,j,4} \right) = \\ &= (a_{i,1}, a_{i,2}, a_{i,3}, a_{i,4}), i = \overline{1, n}. \end{aligned} \quad (2.25)$$

Етап 6. На цьому етапі отримані функції належності $\mu_i(x)$ виду (2.24) (нечіткі трапецієвидні числа виду (2.25)) необхідно лінгвістично розпізнати, щоб отримати судження про якісний рівень (стан) бізнес-процесу F_i ($i = \overline{1, n}$). Для цього необхідно співставити отриману функцію $\mu_i(x)$ і функції $\mu_s(x)$ виду (2.17)-(2.18).

Розглянемо один з варіантів ідентифікації якісної оцінки рівня (стану) бізнес-процесів і ступеня її подібності відповідній базовій якісній оцінці (див., наприклад, [21]).

Нехай дано два трапецієвидних нечітких числа, заданих у параметричній формі: $a = (a_1, a_2, a_3, a_4)$ – нечітка оцінка фактору і $b = (b_1, b_2, b_3, b_4)$ – базова нечітка оцінка класифікатора на 01-носії.

Тоді *відстань* $d(a, b)$ між двома нечіткими числами a і b може бути визначена, наприклад, за формулою:

$$d(a, b) = \max\{|a_1 - b_1|, |a_2 - b_2|, |a_3 - b_3|, |a_4 - b_4|\}, \quad (2.26)$$

а *ступінь подібності* v двох нечітких чисел a і b може бути визначена так:

$$v = 1 - d(a, b), \quad (2.27)$$

при цьому $0 \leq v \leq 1$.

Розглянемо процедуру ідентифікації якісної оцінки рівня (стану) L_i бізнес-процесу F_i ($i = \overline{1, n}$) і ступеня її подібності v_i відповідній базовій якісній оцінці за допомогою формул (2.26), (2.27).

Знайдемо відстані між нечіткими оцінками $a_i = (a_{i.1}, a_{i.2}, a_{i.3}, a_{i.4})$ бізнес-процесів F_i ($i = \overline{1, n}$) виду (2.25) та базисними нечіткими оцінками класифікатора на 01-носії $e_j = (e_{j.1}, e_{j.2}, e_{j.3}, e_{j.4})$ ($j = \overline{1, 5}$) (див. табл. 2.2):

$$d_{ij} = d(a_i, e_j) = \max\{|a_{i.1} - e_{j.1}|, |a_{i.2} - e_{j.2}|, |a_{i.3} - e_{j.3}|, |a_{i.4} - e_{j.4}|\}, \quad (2.28)$$

$$i = \overline{1, n}, j = \overline{1, 5}.$$

Серед знайдених відстаней d_{ij} виду (2.28) визначимо найменшу відстань:

$$dmin_i = \min_{j=\overline{1, 5}} d(a_i, e_j), i = \overline{1, n}, \quad (2.29)$$

та індекс базової оцінки з терм-множини, на якій цей мінімум досягається для i -го бізнес-процесу:

$$i_{j*} = \operatorname{argmin}_{j=\overline{1, 5}} d(a_i, e_j). \quad (2.30)$$

Тоді якісна оцінка рівня (стану) бізнес-процесу F_i , з урахуванням (2.5), визначається як

$$L_i = A_{5.i_{j*}}, i = \overline{1, n}. \quad (2.31)$$

Далі визначаємо *ступінь подібності* v_i нечіткої оцінки $a_i = (a_{i.1}, a_{i.2}, a_{i.3}, a_{i.4})$ кожного бізнес-процесу F_i ($i = \overline{1, n}$) до відповідної базової якісної оцінки $A_{5.i_{j^*}}$ за формулою (2.27) з урахуванням формули (2.29):

$$v_i = 1 - dmin_i, \quad (2.32)$$

при цьому $0 \leq v_i \leq 1, i = \overline{1, n}$.

Етап 7. На цьому етапі здійснюється визначення ступеня (рівня) ризику банкрутства підприємства в цілому F_0 у вигляді нечіткого трапецієвидного числа за формулою:

$$\mu_0(x) = \sum_{i=1}^n p_i \cdot \mu_i(x). \quad (2.33)$$

Якщо подати нечітке трапецієвидне число $\mu_i(x)$ виду (2.25) ($i = \overline{1, 4}$) параметричній формі $a_i = (a_{i.1}, a_{i.2}, a_{i.3}, a_{i.4})$, де числа $a_{i.l}$ ($l = \overline{1, 4}$) відповідають абсцисам вершин трапеції з функцією належності $\mu_i(x)$, то у відповідності до (2.33) виконується рівність:

$$\begin{aligned} \mu_0(x) &= \sum_{i=1}^n p_i \cdot (a_{i.1}, a_{i.2}, a_{i.3}, a_{i.4}) = \\ &= (\sum_{i=1}^n p_i \cdot a_{i.1}, \sum_{i=1}^n p_i \cdot a_{i.2}, \sum_{i=1}^n p_i \cdot a_{i.3}, \sum_{i=1}^n p_i \cdot a_{i.4},) = \\ &= (a_{0.1}, a_{0.2}, a_{0.3}, a_{0.4}). \end{aligned} \quad (2.34)$$

Етап 8. На цьому етапі здійснюється ідентифікація оцінки L_0 , що характеризує стан всього підприємства, на основі нечіткої оцінки виду (2.34) $a_0 = (a_{0.1}, a_{0.2}, a_{0.3}, a_{0.4})$ рівня (стану) підприємства F_0 і ступеня її подібності v_0 відповідній базовій якісній оцінці за процедурою (2.28)-(2.32), описаною на етапі 6 при $i = 0$. У результаті буде одержано:

$$d_{0j} = d(a_0, e_j) = \max\{|a_{0.1} - e_{j.1}|, |a_{0.2} - e_{j.2}|, |a_{0.3} - e_{j.3}|, |a_{0.4} - e_{j.4}|\}, \quad (2.35)$$

$$dmin_0 = \min_{j=\overline{1,5}} d(a_0, e_j), \quad (2.36)$$

$$0_{j^*} = \arg \min_{j=\overline{1,5}} d(a_0, e_j), \quad (2.37)$$

$$L_0 = A_{5.0_{j^*}}, \quad (2.38)$$

$$v_0 = 1 - dmin_0, \quad (2.39)$$

при цьому $0 \leq v_0 \leq 1$.

Етап 9. На цьому етапі визначається ступінь ризику банкрутства підприємства, яку будемо позначати RB .

Якщо зіставити лінгвістичні змінні «Рівень фактора F_0 » і «Ступінь ризику банкрутства підприємства», то можна встановити взаємнооднозначну відповідність, подану в табл. 2.6. При цьому лінгвістична змінна «Ступінь ризику банкрутства підприємства» також може бути описана стандартним п'ятирівневим 01–класифікатором виду, поданому на рис. 2.2, як і лінгвістична змінна «Рівень фактора F_0 ».

Таблиця 2.6 – Відповідність лінгвістичних змінних ступеню ризику банкрутства підприємства (розроблено автором)

Номер терм–множини	Рівень фактора F_0	Ступінь ризику банкрутства підприємства	Позначення ступеня ризику
1	ДН	Позаграничний (дуже високий)	RB_1
2	Н	Небезпечний (високий)	RB_2
3	С	Граничний (середній)	RB_3
4	В	Прийнятний (низький)	RB_4
5	ДВ	Незначний (дуже низький)	RB_5

Тоді, у відповідності до одержаного за формулою (2.37) параметрів 0_{j*} , будемо мати:

$$RB = RB_{0_{j*}}.$$

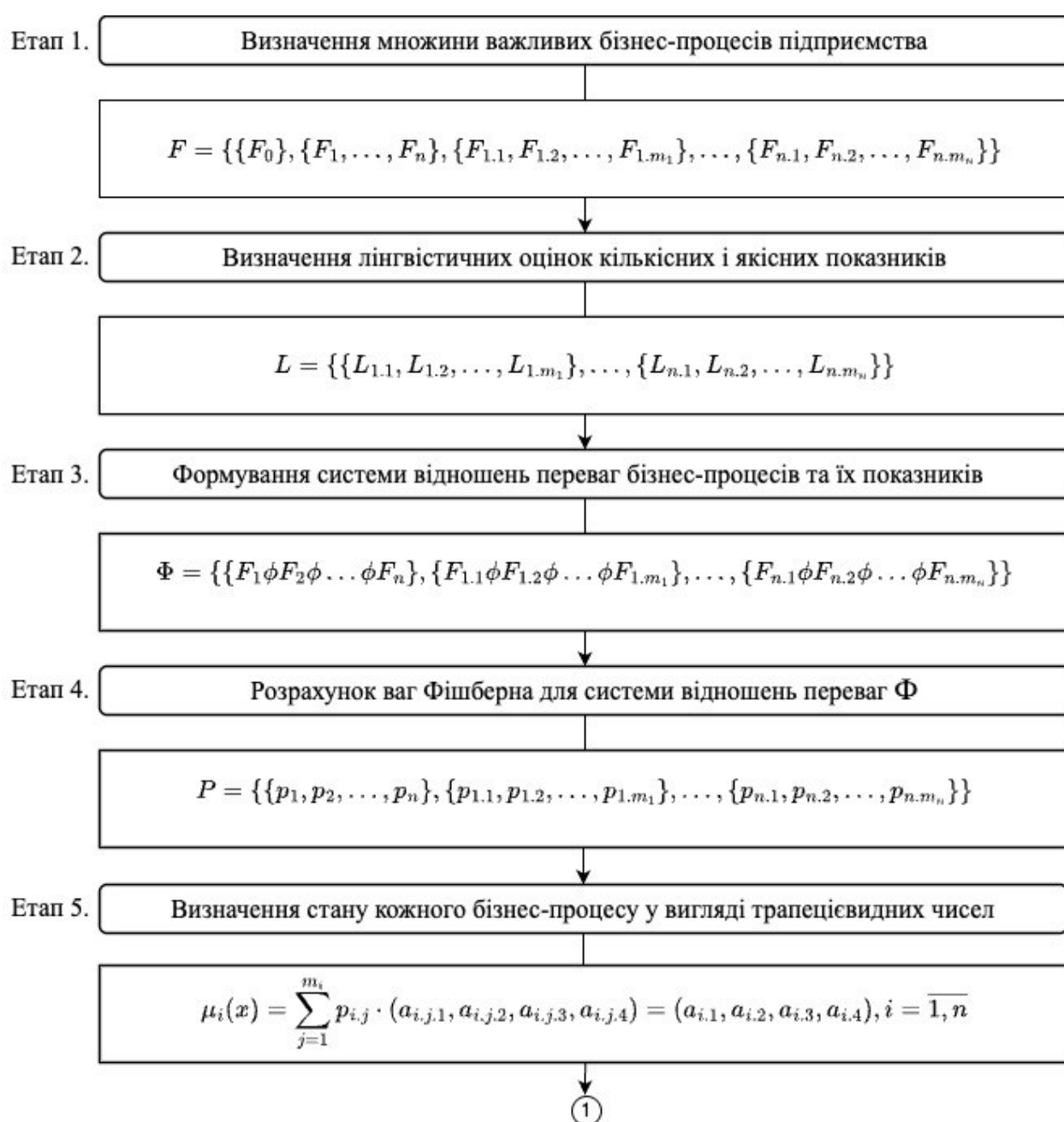
Результати обчислень за нечітко-множинним методом, як правило, подаються у вигляді таблиці 2.7.

Таблиця 2.7 – Результати обчислення ступеня (рівня) ризику банкрутства (розроблено автором)

Найменування фактора	Позначення фактора	Стан (рівень) фактора (лінгвістична оцінка)	Відповідні вершини класифікації рівня фактора (трапецієвидні числа)				Ступінь подібності оцінки	Рівень (ступінь) ризику банкрутства підприємства
Підприємство	F_0	L_0	$a_{0.1}$	$a_{0.2}$	$a_{0.3}$	$a_{0.4}$	v_0	$RB_{0_{j*}}$
Бізнес-процес 1	F_1	L_1	$a_{1.1}$	$a_{1.2}$	$a_{1.3}$	$a_{1.4}$	v_1	-
Бізнес-процес 2	F_2	L_2	$a_{2.1}$	$a_{2.2}$	$a_{2.3}$	$a_{2.4}$	v_2	-
...	-
Бізнес-процес n	F_n	L_n	$a_{n.1}$	$a_{n.2}$	$a_{n.3}$	$a_{n.4}$	v_n	-

Етап 10. На основі одержаних результатів у вигляді таблиці 2.7 ОПР спільно з експертами та аналітиками визначають заходи щодо запобігання та усунення ризику банкрутства підприємства з використанням існуючих стандартів управління ризиками як за кожним бізнес-процесом окремо, так і для підприємства в цілому.

На рис. 2.3 зображено схему описаного методу оцінювання ризику банкрутства підприємства на основі апарата нечітких множин для випадку, коли нечіткі трапецієвидні числа подані у параметричній формі.



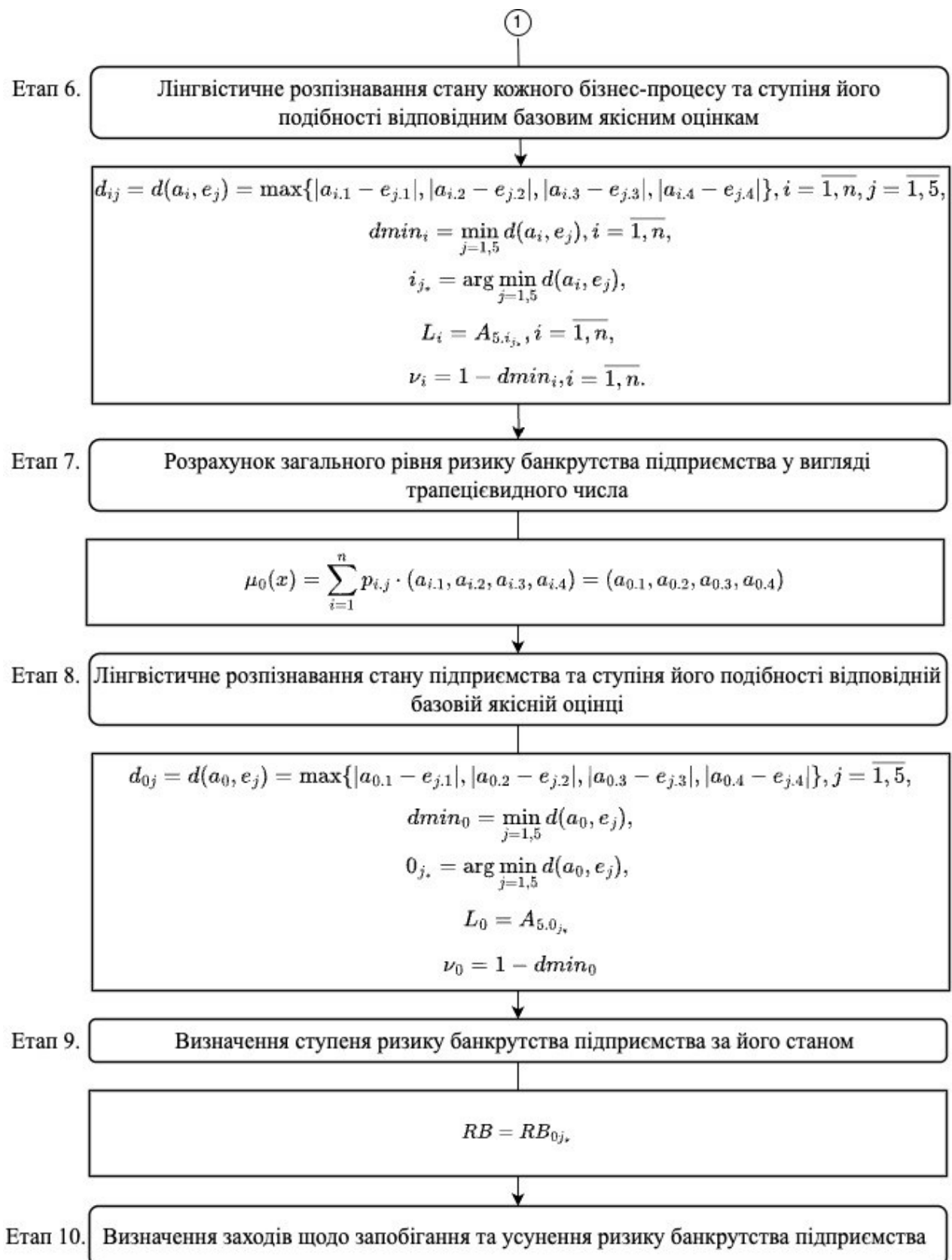


Рисунок 2.3 – Схема методу оцінювання ризику банкрутства підприємства на основі апарата нечітких множин [розроблено автором]

Зауваження 2.1. Структура BRM може мати і більше рівнів, зокрема тоді, коли показник F_{ij} i -го бізнес-процесу, в свою чергу, може характеризуватися додатковими показниками: F_{ijk} , де $k = \overline{1, m_{ij}}$. У цьому випадку для визначення стану показника F_{ij} у вигляді функції належності $\mu_{i,j}(x)$ потрібно здійснити процедуру агрегування, подібну до процедури, описаної на етапі 5. Зрозуміло, що при цьому ієрархія G , система якісних оцінок L , системи відношень переваги Φ мають відображати цю особливість. На рис. 2.4 наведено варіант схеми чотирирівневої деревоподібної ієрархії G .

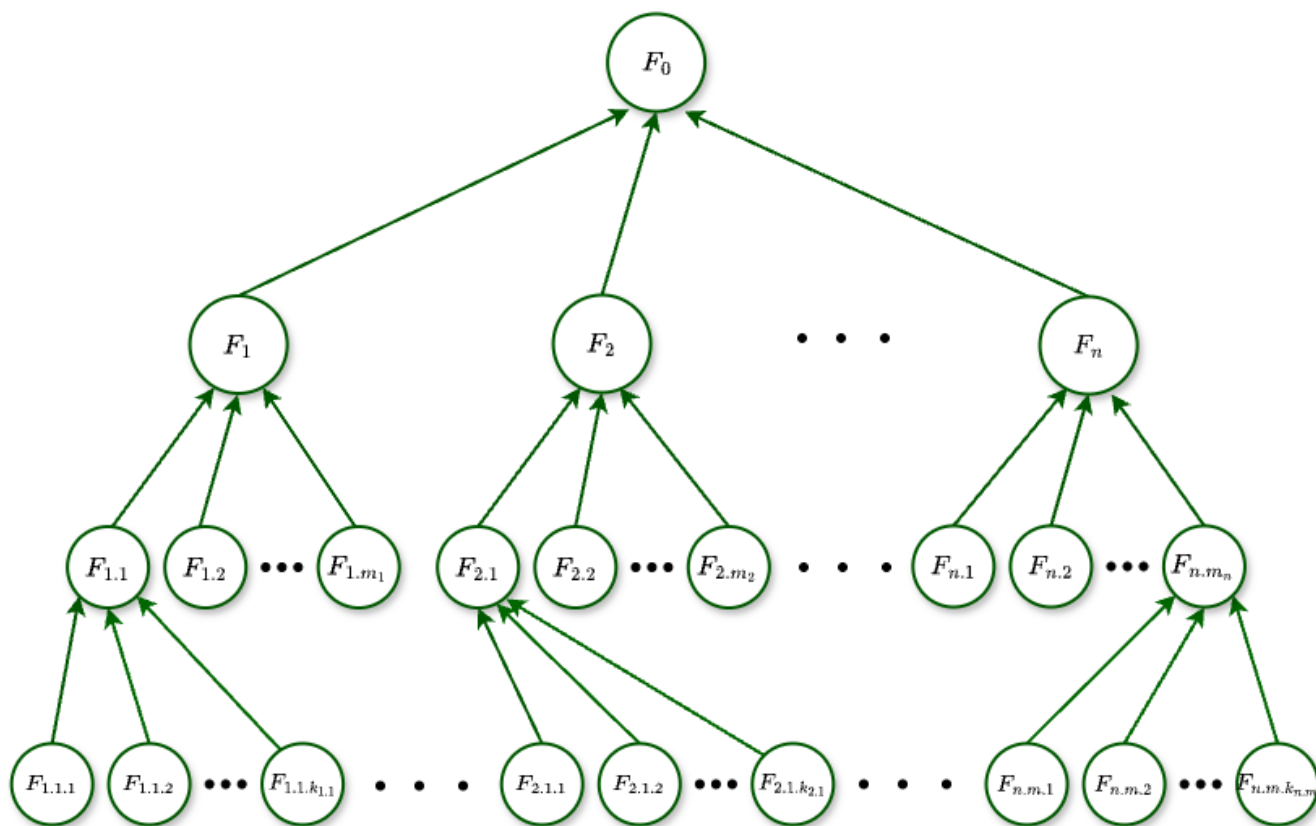


Рисунок 2.4 – Схема чотирирівневої деревоподібної ієрархії G

[розроблено автором]

Зауваження 2.2. При розв'язанні практичних задач можна використовувати, наприклад, *трирівневий нечіткий 01-класифікатор* з лінгвістичною шкалою оцінювання виду:

$$\begin{aligned}
 A_3 &= \{A_{3.1}, A_{3.2}, A_{3.3}\} = \\
 &= \{\text{Низький (Н)}, \text{Середній (С)}, \text{Високий (В)}\},
 \end{aligned}
 \tag{2.40}$$

при цьому можна використовувати такі функції належності для відповідних нечітких трапецієвидних чисел:

$$\text{Н:} \quad \mu_1(x) = \begin{cases} 1, & 0 \leq x < 0.2 \\ 5(0.4-x), & 0.2 \leq x < 0.4 \\ 1, & 0.4 \leq x \leq 1 \end{cases}, \quad (2.41)$$

$$\text{С:} \quad \mu_2(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.2 \\ 5(x-0.2), & 0.2 \leq x < 0.4 \\ 1, & 0.4 \leq x < 0.6 \\ 5(0.8-x), & 0.6 \leq x < 0.8 \\ 0, & 0.8 \leq x \leq 1 \end{cases}, \quad (2.42)$$

$$\text{В:} \quad \mu_3(x) = \begin{cases} 0, & 0 \leq x < 0.6 \\ 5(x-0.6), & 0.6 \leq x < 0.8 \\ 1, & 0.8 \leq x \leq 1 \end{cases}. \quad (2.43)$$

На рис. 2.5 наведено систему функцій належності (2.42)-(2.43) для трирівневого нечіткого 01-класифікатора.

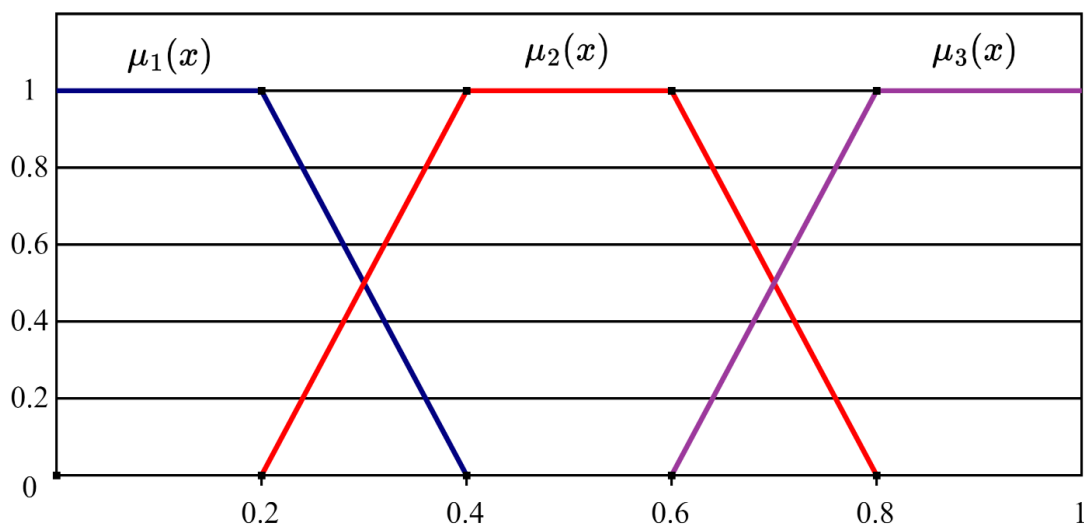


Рисунок 2.5 – Система функції належності трирівневого нечіткого 01-класифікатора [розроблено автором]

Рівні значень якісних показників і приклад відповідної бальної шкали для оцінки рівнів кількісних показників, що характеризують бізнес-процеси підприємства, а також відповідні їм нечіткі трапецієвидні числа для трирівневого 01-класифікатора, наведені в таблиці 2.8.

Таблиця 2.8 – Відповідність рівнів (станів) якісних і кількісних показників нечітким числам для трирівневого 01-класифікатора (розроблено автором)

2.4 Матричний метод прогнозування банкрутства підприємства

Якщо всі показники, що характеризують бізнес-процеси підприємства, є кількісними показниками, тобто у BRM кожна вершина ієрархії G виду (2.1) $F_{i,j}$ відповідає кількісному j -му показнику i -го бізнес-процес ($j = \overline{1, m_i}$, $i = \overline{1, n}$, де m_i – кількість показників, що характеризують i -ий бізнес-процес), то для визначення лінгвістичної оцінки стану підприємства і відповідної їй оцінки рівня ризику банкрутства можна використати *матричний метод* прогнозування банкрутства підприємства на основі апарата нечітких множин. Як показав проведений порівняльний аналіз [2, 21], матричний метод виявився більш ефективним ніж інші методи прогнозування банкрутства підприємства, зокрема методи дискримінантного аналізу, і дозволив точніше прогнозувати майбутній фінансовий стан підприємства в умовах економіки України.

Розглянемо основні етапи *матричного методу* прогнозування банкрутства підприємства [2, 21].

Етап 1. Формування лінгвістичних змінних та нечітких підмножин.

1.1. Визначається лінгвістична змінна E – «Стан підприємства», яка може мати, наприклад, п'ять значень:

E_1 – нечітка підмножина станів «Критичне неблагополуччя»;

E_2 – нечітка підмножина станів «Неблагополуччя»;

E_3 – нечітка підмножина станів «Середній рівень»;

E_4 – нечітка підмножина станів «Відносне благополуччя»;

E_5 – нечітка підмножина станів «Граничне благополуччя».

1.2. Відповідна змінній E визначається лінгвістична змінна G – «Ризик банкрутства підприємства», яка також має 5 значень:

G_1 – нечітка підмножина станів «Граничний ступінь ризику банкрутства»;

G_2 – нечітка підмножина станів «Високий ступінь ризику банкрутства»;

G_3 – нечітка підмножина станів «Середній ступінь ризику банкрутства»;

G_4 – нечітка підмножина станів «Низький ступінь ризику банкрутства»;

G_5 – нечітка підмножина станів «Незначний ступінь ризику банкрутства».

Носієм множини G є показник ступеня ризику банкрутства g , що набуває значень у діапазоні від нуля до одиниці.

1.3. Для окремого фінансового або управлінського показника X_i ($i = \overline{1, N}$) встановлюється лінгвістична змінна B_i – «Рівень показника X_i », яка може бути визначена на основі такої терм-множини значень:

B_{i1} – підмножина «Дуже низький рівень показника X_i »,

B_{i2} – підмножина «Низький рівень показника X_i »,

B_{i3} – підмножина «Середній рівень показника X_i »,

B_{i4} – підмножина «Високий рівень показника X_i »,

B_{i5} – підмножина «Дуже високий рівень показника X_i ».

Етап 2. Формування показників для оцінки діяльності підприємства.

На даному етапі створюється набір показників $X = \{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_N\}$, які, за висновками експерта-аналітика, з одного боку, впливають на оцінку ризику банкрутства підприємства, а з іншого – відображають різні аспекти його господарської та фінансової діяльності, уникаючи при цьому дублювання значущості показників. Наприклад, у роботі [2] застосовано таку систему показників X :

X_1 – коефіцієнт автономії = власний капітал / валюта балансу;

X_2 – коефіцієнт забезпеченості оборотних активів власними коштами = чистий оборотний капітал / оборотні активи;

X_3 – коефіцієнт проміжної ліквідності = (грошові кошти + дебіторська заборгованість) / короткострокові зобов'язання;

X_4 – коефіцієнт абсолютної ліквідності = грошові кошти / короткострокові зобов'язання;

X_5 – оборотність усіх активів у річному обчисленні = виручка від реалізації / середня вартість активів за період;

X_6 – рентабельність всього капіталу = чистий прибуток / середня вартість активів за період.

Етап 3. Визначення значущості показників. Для кожного показника X_i визначається рівень його значущості (вага) $p_i (i = \overline{1, N})$ в контексті аналізу стану підприємства. Для оцінки цього рівня всі показники впорядковуються за зменшенням їх значущості, що забезпечує виконання наступного правила:

$$p_1 \geq p_2 \geq \dots \geq p_n. \quad (2.48)$$

Для визначення $p_i (i = \overline{1, N})$ в (2.2) можна використати ваги Фішберна, які обчислюються за формулами (2.14)-(2.16).

Етап 4. Класифікація ступеня ризику банкрутства.

На цьому етапі здійснюється класифікація поточного значення показника ступеня ризику g як критерію для розбиття цього набору значень на нечіткі підмножини (таблиця 2.3), що відповідають функціям належності $\mu_j(x) (j = \overline{1, 5})$ виду (2.17)-(2.21) стандартного п'ятирівневого (0,1)-класифікатора (див. рис. 2.2 і таблицю 2.3 та 2.9).

Таблиця 2.9 – Класифікація ступеня ризику банкрутства [2], [21]

Інтервали значень g	Класифікація рівня параметра G	Ступінь оцінювальної впевненості (функція належності)
$0 \leq g < 0,15$	G_5	1
$0,15 \leq g < 0,25$	G_5	$\mu_5(g) = 10 \cdot (0,25 - g)$
	G_4	$1 - \mu_5(g) = \mu_4(g)$
$0,25 \leq g < 0,35$	G_4	1
$0,35 \leq g < 0,45$	G_4	$\mu_4(g) = 10 \cdot (0,45 - g)$
	G_3	$1 - \mu_4(g) = \mu_3(g)$
$0,45 \leq g < 0,55$	G_3	1
$0,55 \leq g < 0,65$	G_3	$\mu_3(g) = 10 \cdot (0,65 - g)$
	G_2	$1 - \mu_3(g) = \mu_2(g)$
$0,65 \leq g < 0,75$	G_2	1
$0,75 \leq g < 0,85$	G_2	$\mu_2(g) = 10 \cdot (0,85 - g)$
	G_1	$1 - \mu_2(g) = \mu_1(g)$
$0,85 \leq g \leq 1$	G_1	1

Етап 5. Класифікація значень показників.

На цьому етапі будується класифікація поточних значень x_i показників X_i як критерію поділу множини значень на нечіткі підмножини типу $B_{ij} (i = \overline{1, N}, j = \overline{1, 5})$. Для цього зручно використовувати таблицю, у клітинках якої зазначаються трапецієвидні числа у параметричній формі $a_{ij} = (a_{ij,1}, a_{ij,2}, a_{ij,3}, a_{ij,4})$ (див. рис.

(2.2)), які характеризують функції належності для кожного показника в обраній шкалі вимірювання (таблиця 2.10).

Таблиця 2.10 – Класифікація окремих фінансових показників [2]

Позначення показника	Нечіткі числа для значень лінгвістичної змінної «Величина параметра»				
	«Дуже низький»	«Низький»	«Середній»	«Високий»	«Дуже високий»
X_1	a_{11}	a_{12}	a_{13}	a_{14}	a_{15}
...
X_i	a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	a_{i4}	a_{i5}
...
X_N	a_{N1}	a_{N2}	a_{N3}	a_{N4}	a_{N5}

Етап 6. Визначення поточного рівня показників.

На основі звітних документів підприємства за поточний період (рік, півріччя, квартал, місяць) проводиться оцінка поточних значень показників X_i ($i = \overline{1, N}$).

Отримані результати x_i ($i = \overline{1, N}$) записуються до таблиці 2.11.

Таблиця 2.11 – Поточний рівень показників [2]

Позначення показника	Поточне значення показника
X_1	x_1
...	...
X_i	x_i
...	...
X_N	x_N

Етап 7. Класифікація рівня показників.

Класифікація поточних значень x_i ($i = \overline{1, N}$) здійснюється за критеріями, які були визначені у таблиці 2.10. Результатом класифікації є таблиця 2.12, де λ_{ij} – це рівень належності значення x_i до нечіткої підмножини B_{ij} , що розрахований аналогічно до таблиці 2.9, з урахуванням поточних значень x_i ($i = \overline{1, N}$) замість параметра g .

Таблиця 2.12 – Рівні належності значень до нечітких підмножин [2]

Назва показника	Результат класифікації за підмножинами				
	B_{i1}	B_{i2}	B_{i3}	B_{i4}	B_{i5}
X_1	λ_{11}	λ_{12}	λ_{13}	λ_{14}	λ_{15}
...
X_i	λ_{i1}	λ_{i2}	λ_{i3}	λ_{i4}	λ_{i5}
...
X_N	λ_{N1}	λ_{N2}	λ_{N3}	λ_{N4}	λ_{N5}
$\sum_{i=1}^N p_i \lambda_{ij}$	$\sum_{i=1}^N p_i \lambda_{i1}$	$\sum_{i=1}^N p_i \lambda_{i2}$	$\sum_{i=1}^N p_i \lambda_{i3}$	$\sum_{i=1}^N p_i \lambda_{i4}$	$\sum_{i=1}^N p_i \lambda_{i5}$

Етап 8. Оцінка ступеня ризику банкрутства підприємства.

На цьому етапі розраховується ступінь ризику банкрутства g за формулою [2]:

$$g = \sum_{j=1}^5 g_j \sum_{i=1}^N p_i \lambda_{ij}, \quad (2.49)$$

де

$$g_j = 0,9 - 0,2 \times (j - 1) \quad (2.50)$$

(таблиця 2.13), λ_{ij} визначаються з таблиці 2.12, а p_i – за формулами (2.14)-(2.16).

Таблиця 2.13 – Проміжні результати оцінки ступеня ризику банкрутства [2]

j	1	2	3	4	5
g_j	0.9	0.7	0.5	0.3	0.1

Сенс використання формул (2.49) і (2.50) полягає у тому, щоб спочатку оцінити вагу підмножини з B в оцінці стану підприємства E і в оцінці ступеня ризику G . Ці ваги далі приймають участь у внутрішній сумі формули (2.49) для визначення середнього значення показника g , де g_j – середня оцінка з відповідного діапазону таблиці 2.9 (етап 4).

Етап 9. Лінгвістичне розпізнавання.

Виконується класифікація отриманого значення ступеня ризику g за формулою (2.49) на основі даних таблиці 2.10. Результатом є лінгвістичний опис

ступеня ризику банкрутства підприємства G та ступеня впевненості експерта в правильності класифікації.

Основними *перевагами* описаного матричного методу є:

- можливості використання як кількісних, так і якісних показників для характеристики діяльності підприємства;
- врахування неточної та приблизної інформації про значення показників.

Даний метод по суті є частинним випадком методу, описаному в п. 2.3, для випадку, коли функції належності описані в аналітичному вигляді (2.17)-(2.21) і, при цьому, не виділяються конкретні бізнес-процеси, тобто коли діяльність підприємства характеризується лише набором певних кількісних показників.

2.5 Модель комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства

BR-модель з п. 2.2 не відрізняється особливою гнучкістю, тому пропонується побудувати більш загальну модель ризику банкрутства підприємства, яка не передбачає попереднього упорядкування за важливістю як факторів (бізнес-процесів), так і показників, що їх характеризують, і, як наслідок, відмовитись від використання системи ваг Фішберна, а замість неї використовувати реальні нормовані ваги, що визначаються безпосередньо експертом, а не формально. Окрім того, запропонована модель передбачає використання не лише стандартного (п'ятирівневого) 01-класифікатора для визначення лінгвістичних оцінок факторів і показників, а й більш широкі шкали оцінювання за вибором користувача. Також в моделі передбачена процедура залучення групи експертів, що забезпечить більшу об'єктивність і точність визначення рівня ризику банкрутства підприємства.

Модель комплексного оцінювання рівня (ступеня) ризику банкрутства підприємства (Model of Comprehensive Assessment of Enterprise Bankruptcy Risk Level), далі іменована *MCAEBRL*, має такий вигляд:

$$MCAEBRL = \langle H, A, V, W, E, M, R \rangle, \quad (2.51)$$

де

H – множина бізнес-процесів і відповідних кількісних (статистичних, економічних, фінансових) та якісних показників, що характеризують діяльність підприємства і впливають на рівень ризику банкрутства;

A – система шкал для оцінювання стану бізнес-процесів підприємства на основі значень їх кількісних і якісних показників, а також шкали для оцінювання впливу (ваги) бізнес-процесів на рівень ризику банкрутства;

V – множина значень числових і якісних показників, що характеризують бізнес-процеси підприємства і одержуються на основі діяльності підприємства за певний звітний період;

W – множина значень ваг бізнес-процесів та їх показників, що входять до множини H ;

E – множина оцінок кількісних і якісних показників, що характеризують рівень стану кожного бізнес-процесу з множини H і виставляються експертами з використанням обраних шкал з системи A у залежності від значень цих показників з множини V ;

M – множина методів оцінювання (прогнозування) рівня ризику банкрутства підприємства на основі значень числових і якісних показників, що характеризують його бізнес-процеси;

R – результати оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства і рекомендації щодо запобігання та усунення цього ризику як на рівні всього підприємства, так і на рівні основних бізнес-процесів.

Розглянемо більш детально складові моделі (2.51).

Надалі, не обмежуючи загальності, будемо розглядати $MCAEBRL$, де H описує трирівневу структуру (ієрархію):

$$H = \{F_0, F, \langle F^N, F^Q \rangle\}, \quad (2.52)$$

де F_0 – містить дані про назву підприємства, стан якого аналізується, та його реквізити (0-й рівень ієрархії – рівень підприємства);

$F = \{F_i\}$ – множина основних видів бізнес-процесів, які характеризують діяльність підприємства, $i = \overline{1, n}$, n – кількість видів бізнес-процесів (1-й рівень ієрархії – рівень бізнес-процесів);

$F^N = \{F_{ij}^N\}$ – множина кількісних показників, що характеризують i -ий вид бізнес-процесів F_i , $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m_i^N}$, де m_i^N – кількість відповідних кількісних показників для F_i (2-й рівень ієрархії – рівень показників);

$F^Q = \{F_{ij}^Q\}$ – множина якісних показників, що характеризують i -ий вид бізнес-процесів F_i , $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m_i^Q}$, де m_i^Q – кількість відповідних якісних показників для F_i (2-й рівень ієрархії – рівень показників).

Перелік основних бізнес-процесів підприємства, а також їх кількісних і якісних показників, які можна використовувати при оцінюванні стану діяльності конкретного підприємства, наведено у додатку В.

Графічне подання структури H виду (2.52) зображено на рис. 2.6.

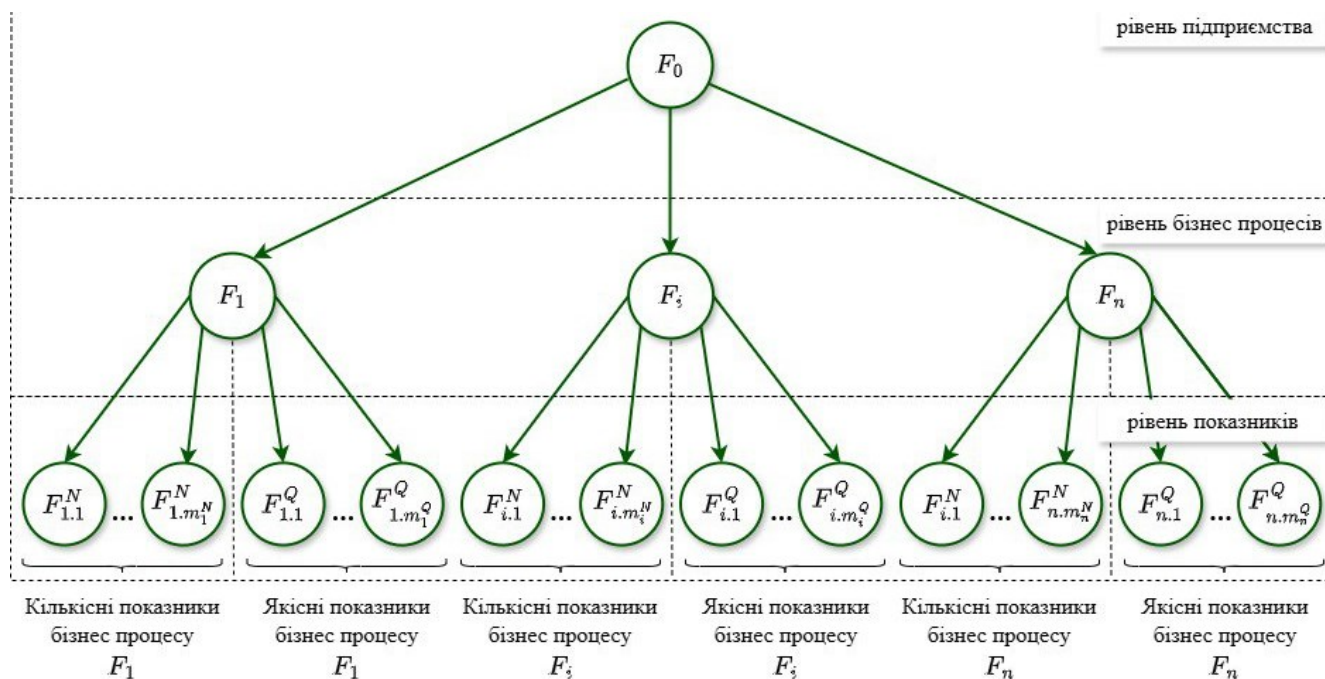


Рисунок 2.6 – Схема тривірневої ієрархії структури підприємства

[розроблено автором]

Множина шкал A для оцінювання важливості впливу (ваг) бізнес-процесів на рівень ризику банкрутства, оцінювання стану бізнес-процесів підприємства на основі значень їх кількісних і якісних показників, а також правила переведення їх значень у певний формат, наприклад нечіткий формат, має таку структуру:

$$A = \{A^W, A^N, A^Q, A^F\}, \quad (2.53)$$

де

$A^W = \{A_k^W\}$ – набір шкал для оцінювання ваги бізнес-процесів з множини F , кількісних показників з множини F^N та якісних показників з множини F^Q , що їх характеризують згідно структури H виду (2.52), за рівнем їх впливу на ризик банкрутства, або за рівнем їх важливості для діяльності підприємства;

$A^N = \{A_k^N\}$ – набір шкал для оцінювання рівня стану бізнес-процесів підприємства на основі значень їх кількісних показників, $k = \overline{1, r^N}$, r^N – кількість різних шкал, що використовуються для оцінювання кількісних показників;

$A^Q = \{A_k^Q\}$ – набір шкал для оцінювання рівня стану бізнес-процесів підприємства на основі значень їх якісних показників, $k = \overline{1, r^Q}$, r^Q – кількість різних шкал, що використовуються для оцінювання якісних показників;

$A^F = \{A_k^F\}$ – набір правил переведення значень кількісних і якісних показників у певний формат, наприклад у лінгвістичний (нечіткий) формат, зокрема у трапецієвидні нечіткі числа (див. п. 2.3), $k = \overline{1, r^F}$, r^F – кількість різних правил фазифікації.

Для оцінювання ваг елементів множин F , F^N , F^Q структури H можна використовувати інтервальну шкалу:

$$A_1^W = (0; 1],$$

за допомогою якої експерти визначають вагомість їх елементів при застосуванні, наприклад, методу нормування;

або порядкову шкалу:

$$A_2^W = \{1, 2, 3, \dots, N\},$$

за допомогою якої експерти визначають вагомість їх елементів (ранжують) при застосуванні, наприклад, методу ранжування, або методу парних порівнянь.

Якщо бізнес-процеси, їх кількісні та якісні показники вже впорядковані за важливістю, то для визначення ваг елементів множин F , F^N , F^Q з H , можна використати систему ваг Фішберна:

$$A_3^W = \{p_1, p_2, \dots, p_n\},$$

яка була проаналізована у п. 2.3, що дозволяє спростити процедуру оцінювання ваг за рахунок використання рекурентних співвідношень.

Для оцінювання рівня стану кількісних (числових) показників можна використовувати такі шкали з множини A^N :

інтервальну шкалу:

$$A_1^N = I^N = [0; 1],$$

або трьохбальну шкалу:

$$A_2^N = B_3^N = \{1; 2; 3\},$$

або п'ятибальну шкалу:

$$A_3^N = B_5^N = \{1; 2; 3; 4; 5\},$$

або дев'ятибальну шкалу:

$$A_4^N = B_9^N = \{1; 2; 3; 4; 5; 6; 7; 8; 9\}.$$

За необхідності можна використовувати n -бальну шкалу для оцінки стану кількісних (числових) показників, що характеризують бізнес-процеси підприємства:

$$A_m^N = B_n^N = \{1; 2; 3; \dots n - 1; n\},$$

де n – деяке фіксоване натуральне число (див. зауваження 2.3).

Для оцінювання рівня стану якісних показників можна використовувати традиційні шкали якісних оцінок з множини A^Q , наприклад:

$$A_1^Q = L_3^Q = \{L1 - \text{низький рівень (Н)}, L2 - \text{середній рівень (С)}, \\ L3 - \text{високий рівень (В)}\},$$

або

$$A_2^Q = L_5^Q = \{L_1 - \text{дуже низький рівень (ДН)}, L_2 - \text{низький рівень (Н)}, \\ L_3 - \text{середній рівень (С)}, L_4 - \text{високий рівень (В)}, L_5 - \text{дуже високий рівень (ДВ)}\},$$

або, для більш точної оцінки якісних показників, розширену шкалу:

$$A_3^Q = L_9^Q = \{L_1 - \text{дуже низький рівень (ДН)}, L_2 - \text{низький рівень (Н)}, L_3 - \text{рівень} \\ \text{вище низького (ВН)}, L_4 - \text{рівень нижче середнього (НС)}, L_5 - \text{середній рівень (С)}, \\ L_6 - \text{рівень вище середнього (ВС)}, L_7 - \text{рівень нижче високого (НВ)}, \\ L_8 - \text{високий рівень (В)}, L_9 - \text{дуже високий рівень (ДВ)}\}.$$

Зауважимо, що при необхідності можна переводити оцінки кількісних і якісних показників, з бальної шкали у якісну шкалу і навпаки у залежності від

методів, що будуть використані для оцінювання рівня ризику банкрутства, при цьому будемо вважати, що між шкалами B^N і L^Q буде встановлена взаємно-однозначна відповідність, наприклад:

$$B_3^N \leftrightarrow L_3^Q, B_5^N \leftrightarrow L_5^Q, B_9^N \leftrightarrow L_9^Q, \quad (2.54)$$

Множина V є множиною вхідних даних, тобто множиною значень відповідних кількісних і якісних показників, що характеризують бізнес-процеси підприємства, і має таку структуру:

$$V = V^N, V^Q, \quad (2.55)$$

де

$V^N = \{V_{ij}^N\}$ – множина значень відповідних кількісних показників $\{F_{ij}^N\}$, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^N}$;

$V^Q = \{V_{ij}^Q\}$ – множина значень відповідних якісних показників $\{F_{ij}^Q\}$, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^Q}$.

Значення числових показників множини V^N задаються користувачем (вводяться або завантажуються з бази даних іншої інформаційної системи) на основі звітної документації підприємства за певний період. Значення числових показників задаються у відповідних одиницях вимірювання, наприклад, грошові одиниці, міри ваги, відсотки, штуки тощо. При цьому, якщо для деякого показника з певних причин значення невідоме, то йому відповідає значення 0. Значення якісних показників множини V^Q визначаються запрошеним експертом чи групою запрошених експертів також на основі звітної документації підприємства за певний період і/або на основі результатів аудиторської перевірки, опитування працівників підприємства, аналізу діяльності управлінського персоналу тощо, при цьому використовується обрана шкала оцінювання з множини A^Q .

Множину ваг W , що входить до моделі (1), можна представити так:

$$W = \{W_0, W_1, W_2\}, \quad (2.56)$$

де $W_0 = w_0^N, w_0^Q$ – ваги для 0-рівня структури H , $w_0^N \in (0; 1]$ – вага (важливість) кількісних характеристик бізнес-процесів по відношенню до

підприємства в цілому; $w_0^Q \in (0; 1]$ – вага (важливість) якісних характеристик бізнес-процесів по відношенню до підприємства в цілому, при цьому $w_0^N + w_0^Q = 1$;

$W_1 = \langle W_1^N, W_1^Q \rangle$ – ваги бізнес-процесів по відношенню до підприємства в цілому,

$W_1^N = \{w_i^N\}$ – множина ваг кожного бізнес-процесу F_i по відношенню до підприємства в цілому з урахуванням лише кількісних показників, $w_i^N \in (0; 1]$, $i = \overline{1, n}$, $\sum_{i=1}^n w_i^N = 1$,

$W_1^Q = \{w_i^Q\}$ – множина ваг кожного бізнес-процесу F_i по відношенню до підприємства в цілому з урахуванням лише якісних показників, $w_i^Q \in (0; 1]$, $i = \overline{1, n}$, $\sum_{i=1}^n w_i^Q = 1$,

$W_2 = \langle W_2^N, W_2^Q \rangle$ – ваги показників по відношенню до бізнес-процесів, зокрема,

$W_2^N = \{w_{ij}^N\}$ – множина ваг кожного кількісного показника F_{ij}^N по відношенню до бізнес-процесу F_i підприємства, $w_{ij}^N \in (0; 1]$, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m_i^N}$, $\sum_{j=1}^{m_i^N} w_{ij}^N = 1$;

$W_2^Q = \{w_{ij}^Q\}$ – множина ваг кожного якісного показника F_{ij}^Q по відношенню до бізнес-процесу F_i підприємства, $w_{ij}^Q \in (0; 1]$, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m_i^Q}$, $\sum_{j=1}^{m_i^Q} w_{ij}^Q = 1$.

Вага бізнес-процесів та їх кількісних і якісних показників визначаються, як правило, експертами (з використанням відповідних шкал і систем з множини A^W) на основі їх ролі та важливості для діяльності підприємства і впливу на процеси, що спричиняють банкрутство.

Множина E містить:

- оцінки стану кількісних і якісних показників, що характеризують стан кожного бізнес-процесу з множини H і виставляються експертами з використанням обраних шкал з системи A у залежності від значень цих показників з множини V ;

- оцінки стану бізнес-процесів за кількісними і якісними показниками, що обчислюються на основі оцінок стану кількісних і якісних показників цих процесів;
- оцінки стану підприємства окремо за кількісними і якісними показниками, що обчислюються на основі оцінок стану бізнес-процесів за кількісними і якісними показниками;
- загальну оцінку стану підприємства, що обчислюються на основі оцінок стану підприємства за кількісними і якісними показниками,

і має таку структуру:

$$E = \{ \langle E_2^N, E_2^Q \rangle, \langle E_1^N, E_1^Q \rangle, \langle E_0^N, E_0^Q \rangle, E_0 \}, \quad (2.57)$$

де

$E_2^N = \{E_{ij}^N\}$ – множина оцінок стану кількісних показників F_{ij}^N , $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m_i^N}$, які виставляються експертами на основі вхідних даних з множини V^N , використовуючи обрану бальну шкалу оцінювання з множини A^N (зауважимо, що на основі обраної бальної шкали процедуру визначення оцінок стану кількісних показників можна автоматизувати, якщо замовник надасть інформацію про інтервали допустимих значень показників $F_{ij}^N: [V_{ij}^{min}, V_{ij}^{max}]$, $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m_i^N}$, що значно спростить роботу експертів, окрім того, при необхідності можна бальні оцінки перевести у шкалу якісних оцінок, використовуючи одне з співвідношень (2.54));

$E_2^Q = \{E_{ij}^Q\}$ – множина оцінок стану якісних показників F_{ij}^Q , $i = \overline{1, n}$, $j = \overline{1, m_i^Q}$, які виставляються експертами на основі вхідних даних з множини V^Q , використовуючи обрану шкалу оцінювання з множини A^Q (зауважимо, що за певних умов якісні оцінки $E_{ij}^Q = V_{ij}^Q$, або вони переводяться у відповідні бальні оцінки, використовуючи одне з співвідношень (2.54));

$E_1^N = \{E_{1.1}^N, E_{1.2}^N, \dots, E_{1.n}^N\}$ – множина оцінок стану бізнес-процесів F_i ($i = \overline{1, n}$) за кількісними показниками, що визначаються на основі оцінок стану кількісних показників E_2^N цих процесів;

$E_1^Q = \{E_{1.1}^Q, E_{1.2}^Q, \dots, E_{1.n}^Q\}$ – множина оцінок стану бізнес-процесів F_i ($i = \overline{1, n}$) за якісними показниками, що визначаються на основі оцінок стану якісних показників E_2^Q цих процесів;

E_0^N – оцінка стану підприємства за кількісними показниками, що визначається за оцінками стану бізнес-процесів F_i ($i = \overline{1, n}$) з множини E_1^N ;

E_0^Q – оцінка стану підприємства за якісними показниками, що визначається за оцінками стану бізнес-процесів F_i ($i = \overline{1, n}$) з множини E_1^Q ;

E_0 – загальна оцінка стану підприємства, визначається за оцінками E_0^N і E_0^Q .

Примітка 2.1. Процедури визначення оцінок $E_1^N, E_1^Q, E_0^N, E_0^Q, E_0$ наведені в п. 2.6, де описано метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин.

Систему методів M оцінювання (прогнозування) рівня ризику банкрутства підприємства на основі значень кількісних і якісних показників, що характеризують його бізнес-процеси, можна представити так:

$$M = \langle M^N, M^Q, M^C \rangle, \quad (2.58)$$

де

M^N – методи аналізу кількісних показників, що характеризують бізнес-процеси підприємства, наприклад методи мультиплікативного дискримінантного аналізу ризику банкрутства підприємства (MDA) на основі моделей Е. Альтмана, Р. Ліса, Д. Чессера, Р. Таффлера, Г. Тішоу, Дж. Фулмера та ін., або інші методи, наведені у розділі 1, а також методи на основі нейронних мереж (розділ 3);

M^Q – методи аналізу якісних показників, що характеризують бізнес-процеси, наприклад методи групової експертизи (анкетні методи [24], метод мозкового штурму [25], метод Делфі [26]) ;

M^C – методи комплексного аналізу ризику банкрутства підприємства, наприклад метод прогнозування банкрутства підприємства з використанням апарата нечіткої логіки (п. 2.3), матричний метод прогнозування банкрутства підприємства (п. 2.4) і нечітких нейронних мереж [21].

Результати R оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства і рекомендації щодо їх запобігання та усунення формально можна представити так:

$$R = \langle RLB, RPE \rangle, \quad (2.59)$$

де

$RLB = \{RL_0, RL_1^N, RL_1^Q\}$ – результати оцінювання рівня ризику банкрутства, при цьому:

$RL_0 = \{S_0, RB_0, DS_0\}$ містить інформацію про стан підприємства S_0 в цілому, відповідний йому рівень ризику банкрутства RB_0 і ступінь подібності DS_0 одержаного результату (приклади відповідності між станом підприємства S_0 і рівнем ризику RB_0 для різних шкал якісних оцінок наведено у таблицях 2.14, 2.15 і 2.16), а параметр DS_0 обчислюється за формулами виду (2.35)-(2.39);

$RL_1^N = S_1^N, DS_1^N$ містить інформацію про стан $S_1^N = S_{1,i}^N$ кожного бізнес-процесу підприємства F_i , $i = \overline{1, n}$, за кількісними показниками та їх ступінь подібності $DS_1^N = \{DS_{1,i}^N\}$, що обчислюється за формулами виду (2.28)-(2.32);

$RL_1^Q = S_1^Q, DS_1^Q$ містить інформацію про стан $S_1^Q = S_{1,i}^Q$ кожного бізнес-процесу підприємства F_i , $i = \overline{1, n}$, за якісними показниками та їх ступінь подібності $DS_1^Q = \{DS_{1,i}^Q\}$;

$RPE = \langle RP, RE \rangle$ – комплекс заходів щодо запобігання та усунення ризиків банкрутства, при цьому:

RP – комплекс заходів щодо запобігання ризикам банкрутства;

RE – комплекс заходів щодо усунення ризиків банкрутства.

Зауважимо, що відповідні комплекси заходів щодо запобігання ризикам банкрутства та їх усунення формуються на основі галузевих стандартів [27-29], а також для їх формування можна використовувати генеративний штучний інтелект. Таблиця 2.14 – Відповідність стану підприємства і рівня ризику його банкрутства за шкалою L_3^Q (розроблено автором на основі [2])

Якісні оцінки за шкалою L_3^Q	Стан підприємства S_0	Рівень ризику банкрутства підприємства RB_0
L_1	Низький (Н)	Високий (Небезпечний)
L_2	Середній (С)	Середній (Граничний)
L_3	Високий (В)	Низький (Прийнятний)

Таблиця 2.15 – Відповідність стану підприємства і рівня ризику його банкрутства за шкалою L_5^Q [2]

Якісні оцінки за шкалою L_5^Q	Стан підприємства S_0	Рівень ризику банкрутства підприємства RB_0
L_1	Дуже низький (ДН)	Дуже високий (Позаграничний)
L_2	Низький (Н)	Високий (Небезпечний)
L_3	Середній (С)	Середній (Граничний)
L_4	Високий (В)	Низький (Прийнятний)
L_5	Дуже високий (ДВ)	Дуже низький (Незначний)

Таблиця 2.16 – Відповідність стану підприємства і рівня ризику його банкрутства за шкалою L_9^Q (розроблено автором)

Якісні оцінки за шкалою L_9^Q	Стан Підприємства S_0	Рівень ризику банкрутства підприємства RB_0
L_1	Дуже низький (ДН)	Дуже високий (ДН)
L_2	Низький (Н)	Високий (В, Небезпечний)
L_3	Вище низького (ВН)	Нижче високого (НВ)
L_4	Нижче середнього (НС)	Вище середнього (ВС)
L_5	Середній (С)	Середній (С, Граничний)
L_6	Вище середнього (ВС)	Нижче середнього (НС)
L_7	Нижче високого (НВ)	Вище низького (ВН)
L_8	Високий (В)	Низький (Н, Прийнятний)
L_9	Дуже високий (ДВ)	Дуже низький (ДН, Незначний)

2.6. Метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин

Розглянемо метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин, що ґрунтується на моделі $MCAEBRL$ (2.51) і складається з чотирьох основних етапів:

Етап 1. Введення вхідних даних про підприємство, про його бізнес-процеси і кількісні та якісні показники, що характеризують його діяльність, а також формування експертної групи;

Етап 2. Організація і проведення експертного оцінювання рівня ризику банкрутства для кожного учасника експертної групи;

Етап 3. Обчислення нечітких оцінок стану підприємства і рівня ризику банкрутства за результатами експертизи кожного учасника групи;

Етап 4. Агрегування результатів оцінювання рівня ризику банкрутства всіх учасників експертної групи і отримання відповідних рекомендацій щодо заходів запобігання і усунення банкрутства на рівні підприємства та його бізнес-процесів.

Перший етап методу складається з таких кроків:

Крок 1. Введення вхідних даних про підприємство, що передбачає введення назви підприємства, його реквізитів (F_0), інформацію про структуру його бізнес-процесів ($F = \{F_i\}, i = \overline{1, n}$), про кількісні показники ($F^N = \{F_{ij}^N\}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^N}$) і якісні показники $F^Q = \{F_{ij}^Q\}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^Q}$), що їх характеризують. На цьому кроці можна використати шаблони з основними бізнес-процесами, кількісними та якісними показниками підприємства, що знаходяться в системі.

Крок 2. Завантаження вхідних даних про показники діяльності підприємства, що передбачає введення даних про конкретні значення кількісних показників підприємства за певний період на основі звітної документації про його діяльність ($V^N = \{V_{ij}^N\}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^N}$), а також введення числових показників якісних показників ($V^Q = \{V_{ij}^Q\}, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^Q}$), якщо вони одержані на основі попередніх досліджень чи опитувань експертів.

Крок 3. Вибір правил оцінювання ваг, що передбачає вибір шкали з системи шкал A^W , за якою буде оцінюватися важливість (вага) бізнес-процесів з множини F та кількісних F^N і якісних F^Q показників для підприємства в цілому. Ці правила будуть використовуватися експертами на наступних кроках методу.

Крок 4. Вибір узгоджених шкал оцінювання показників діяльності підприємства, що передбачає вибір однієї з бальних шкал оцінювання кількісних показників A^N і однієї з бальних чи лінгвістичних шкал для якісних показників A^Q . Це правила будуть використовуватися експертами на наступних кроках методу.

Крок 5. Вибір правила фазифікації, що передбачає вибір способу переведення чітких значень стану кількісних показників і значень стану якісних показників у нечіткий формат. Це правило переводить чіткі значення і лінгвістичні оцінки у трапецієвидні нечіткі числа в параметричному вигляді, що спрощує подальші обчислення (п. 2.3).

Зауваження. Вибір шкал оцінювання на кроках 3 і 4 та вибір правила фазифікації на кроці 5 здійснюється, як правило, замовником експертизи.

Крок 6. Формування експертної групи з N^E учасників для проведення оцінювання стану підприємства з бази даних експертів, що є в системі.

Другий етап методу передбачає залучення учасників експертної групи для оцінювання стану підприємства, шляхом визначення ваг його бізнес-процесів та кількісних і якісних показників, що характеризують ці процеси, а також оцінювання стану цих показників на базі інформації про діяльність підприємства, отриманої на кроках 1 і 2 першого етапу методу.

Другий етап методу проходять всі учасники експертної групи і він складається з таких кроків:

Крок 7. Визначення експертом ваг показників для підприємства в цілому. Цей крок передбачає, що кожен експерт має оцінити важливість кількісних і якісних показників діяльності для підприємства в цілому за обраною на кроці 3 шкалою визначення ваг: w_0^N, w_0^Q .

Крок 8. Визначення експертом ваг бізнес-процесів підприємства та їх показників. Цей крок передбачає, що кожен експерт має оцінити важливість кожного із бізнес-процесів підприємства та їх кількісних і якісних показників за обраними на кроці 3 шкалами визначення ваг:

w_i^N – вага i -го бізнес-процесу з урахуванням кількісних показників, $i = \overline{1, n}$;

w_i^Q – вага i -го бізнес-процесу з урахуванням якісних показників, $i = \overline{1, n}$.

w_{ij}^N – вага j -го кількісного показника для i -го бізнес-процесу, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^N}$;

w_{ij}^Q – вага j -го якісного показника для i -го бізнес-процесу, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^Q}$.

Крок 9. Оцінювання експертом стану показників на основі вхідних даних про підприємство. Цей крок передбачає, що кожен експерт на основі вхідних даних про підприємство виду (2.11) має оцінити стан кількісних і якісних показників за обраними на кроці 4 шкалою оцінювання кількісних показників і шкалою оцінювання якісних показників:

E_{ij}^N – оцінка експерта стану j -го кількісного показника для i -го бізнес-процесу, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^N}$;

E_{ij}^Q – оцінка експерта стану j -го якісного показника для i -го бізнес-процесу, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^Q}$.

Третій етап методу передбачає опрацювання результатів експертизи кожного учасника експертної групи і він складається з таких кроків:

Крок 10. Визначення за оцінками експерта нечітких значень оцінок стану показників за правилом фазифікації, що передбачає автоматичне переведення чітких значень оцінок стану кількісних і значень оцінок стану якісних показників, визначених кожним експертом, у нечіткий формат за обраним на кроці 5 правилом фазифікації:

μ_{ij}^N – нечітке значення оцінки стану j -го кількісного показника для i -го бізнес-процесу, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^N}$;

μ_{ij}^Q – нечітке значення оцінки стану j -го якісного показника для i -го бізнес-процесу, $i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m_i^Q}$.

Крок 11. Обчислення нечітких оцінок стану бізнес-процесів. На цьому кроці на основі інформації про ваги, нечіткі оцінки станів кількісних і якісних показників обчислюються нечіткі оцінки стану бізнес-процесів підприємства з використанням формул:

$$\mu_{1.i}^N = \sum_{j=1}^{m_i^N} w_{ij}^N \cdot \mu_{ij}^N, i = \overline{1, n}, \quad (2.60)$$

$$\mu_{1.i}^Q = \sum_{j=1}^{m_i^Q} w_{ij}^Q \cdot \mu_{ij}^Q, i = \overline{1, n}, \quad (2.61)$$

де $\mu_{1.i}^N$ – нечітка оцінки стану i -го бізнес-процесу підприємства за кількісними показниками,

$\mu_{1.i}^Q$ – нечітка оцінки стану i -го бізнес-процесу підприємства за якісними показниками.

Крок 12. Визначення стану бізнес-процесів окремо за кількісними і якісними показниками. Це крок передбачає визначення стану кожного бізнес-процесу

підприємства окремо за кількісними і якісними показниками згідно з обраним правилом відповідності стану підприємства і рівня ризику його банкрутства (див. таблиці 2.14 та 2.15), а також ступеня подібності цих станів на основі одержаних на кроці 11 нечітких оцінок:

$S_{1,i}^N$ – оцінка стану i -го бізнес-процесу за кількісними показниками, $i = \overline{1, n}$;

$DS_{1,i}^N$ – ступінь подібності оцінки стану i -го бізнес-процесу за кількісними показниками, $i = \overline{1, n}$, яка обчислюється за формулами виду (2.28)-(2.32);

$S_{1,i}^Q$ – оцінка стану i -го бізнес-процесу за якісними показниками, $i = \overline{1, n}$;

$DS_{1,i}^Q$ – ступінь подібності оцінки стану i -го бізнес-процесу за якісними показниками, $i = \overline{1, n}$, яка обчислюється за формулами виду (2.28)-(2.32).

Крок 13. Обчислення нечіткої оцінки стану підприємства окремо за кількісними і якісними показниками. На цьому кроці визначається нечітка оцінка стану підприємства окремо за кількісними і якісними показниками за формулами:

$$\mu_0^N = \sum_{i=1}^n w_i^N \cdot \mu_{1,i}^N, \quad (2.62)$$

$$\mu_0^Q = \sum_{i=1}^n w_i^Q \cdot \mu_{1,i}^Q, \quad (2.63)$$

де μ_0^N – нечітка оцінка стану підприємства за кількісними показниками,

μ_0^Q – нечітка оцінка стану підприємства за якісними показниками.

Крок 14. Визначення стану підприємства, рівня ризику банкрутства і ступеня подібності оцінки стану окремо за кількісними і якісними показниками.

На цьому кроці на основі нечітких оцінок μ_0^N , μ_0^Q визначається стан підприємства, рівень ризику банкрутства і ступінь подібності оцінок стану окремо за кількісними і якісними показниками згідно з обраним правилом відповідності стану підприємства і рівня ризику його банкрутства (таблиці 2.14-2.16):

S_0^N – оцінка стану підприємства за кількісними показниками;

RB_0^N – рівень ризику банкрутства підприємства за кількісними показниками;

DS_0^N – ступінь подібності оцінки стану підприємства за кількісними показниками, яка обчислюється за формулами виду (2.35)-(2.39).

S_0^Q – оцінка стану і-го бізнес процесу за якісними показниками;

RB_0^N – рівень ризику банкрутства підприємства за якісними показниками;

DS_0^Q – ступінь подібності оцінки стану підприємства за якісними показниками, яка обчислюється за формулами виду (2.35)-(2.39).

Крок 15. Знаходження загальної нечіткої оцінки стану підприємства. На цьому кроці з урахуванням ваг кількісних (w_0^N) і якісних (w_0^Q) показників, визначених на кроці 7 та одержаних на кроці 13 нечітких оцінок стану підприємства за кількісними (μ_0^N) і якісними (μ_0^Q) показниками, обчислюється загальна нечітка оцінка стану підприємства в цілому (μ_0) як сума зважених нечітких оцінок μ_0^N, μ_0^Q за формулою:

$$\mu_0 = w_0^N \cdot \mu_0^N + w_0^Q \cdot \mu_0^Q. \quad (2.64)$$

Крок 16. Визначення стану підприємства в цілому, рівня ризику банкрутства і ступеня подібності оцінки стану за результатами оцінювання експерта.

На цьому кроці на основі нечіткої оцінки μ_0 визначається стан підприємства в цілому, рівень ризику банкрутства і ступінь подібності оцінки стану згідно з правилом відповідності базових нечітких оцінок стану підприємства і рівню ризику його банкрутства (таблиці 2.14-2.16), що відповідає лінгвістичній шкалі A^Q , обраний на кроці 4:

S_0 – оцінка стану підприємства в цілому;

RB_0 – рівень ризику банкрутства підприємства;

DS_0 – ступінь подібності оцінки стану підприємства, яка обчислюється за формулами виду (2.35)-(2.39).

Четвертий етап методу складається з таких кроків:

Крок 17. Опрацювання нечітких оцінок стану підприємства учасників експертної групи. Цей крок передбачає опрацювання результатів оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства на основі нечітких оцінок як стану підприємства в цілому, так і його стану окремо за кількісними і якісними показниками, одержаних від усіх учасників експертної групи на етапі 3 методу.

Введемо позначення для нечітких оцінок стану підприємства, одержаних за результатами оцінювання кожного учасника експертної групи:

$\mu_{0,i}$ – загальна нечітка оцінка стану підприємства i -го учасника, $i = \overline{1, N^E}$;

$\mu_{0,i}^N$ – нечітка оцінка стану підприємства за кількісними показниками i -го учасника, $i = \overline{1, N^E}$;

$\mu_{0,i}^Q$ – нечітка оцінка стану підприємства за якісними показниками i -го учасника, $i = \overline{1, N^E}$.

Ці нечіткі оцінки є вхідними даними для наступного кроку методу.

Крок 18. Визначення коефіцієнтів компетентності кожного учасника експертної групи. Значення цих коефіцієнтів визначає, як правило, замовник експертизи. Окрім того, цей коефіцієнт може уточнюватися на основі результатів попередніх експертиз, де брав участь відповідний експерт. Процес корегування коефіцієнтів компетентності кожного учасника експертної групи буде розглянуто у п. 2.7. Результатом цього кроку будуть значення коефіцієнтів компетентності кожного учасника експертної групи:

k_i – коефіцієнт компетентності i -го учасника експертної групи, $i = \overline{1, N^E}$.

Крок 19. Нормалізація коефіцієнтів компетентності кожного учасника експертної групи. На цьому кроці здійснюється нормалізація коефіцієнтів компетентності кожного учасника експертної групи, одержаних на кроці 18, у відповідності до кількості експертів за формулою:

$$\bar{k}_i = \frac{k_i}{\sum_{j=1}^{N^E} k_j}, \bar{k}_i \in (0; 1], i = \overline{1, N^E}. \quad (2.65)$$

Крок 20. Визначення комплексної нечіткої оцінки стану підприємства в цілому та нечітких оцінок стану підприємства окремо за кількісними та якісними показниками. На цьому кроці, з урахуванням нормалізованих коефіцієнтів компетентності кожного учасника експертної групи \bar{k}_i , $i = \overline{1, N^E}$, здійснюється обчислення комплексної нечіткої оцінки стану підприємства в цілому, а також нечітких оцінок стану підприємства окремо за кількісними та якісними показниками за формулами:

$$\mu_{\Sigma} = \sum_{i=1}^{N^E} \bar{k}_i \cdot \mu_{0,i}, \quad (2.66)$$

$$\mu_{\Sigma}^N = \sum_{i=1}^{N^E} \bar{k}_i \cdot \mu_{0,i}^N, \quad (2.67)$$

$$\mu_{\Sigma}^Q = \sum_{i=1}^{N^E} \bar{k}_i \cdot \mu_{0,i}^Q, \quad (2.68)$$

де μ_{Σ} – комплексна нечітка оцінка стану підприємства в цілому;

μ_{Σ}^N – нечітка оцінка стану підприємства за кількісними показниками;

μ_{Σ}^Q – нечітка оцінка стану підприємства за якісними показниками.

Крок 21. Визначення стану підприємства, рівня ризику його банкрутства і ступеня подібності нечіткої оцінки стану підприємства як в цілому, так і окремо за кількісними та якісними показниками. На цьому кроці спочатку на основі комплексної нечіткої оцінки μ_{Σ} згідно з правилом відповідності базових нечітких оцінок стану підприємства і рівню ризику його банкрутства (таблиці 2.14-2.16), що відповідає лінгвістичній шкалі A^Q , обраній на кроці 4, визначаються:

S_{Σ} – стан підприємства в цілому,

RB_{Σ} – рівень ризику його банкрутства,

DS_{Σ} – ступінь подібності нечіткої оцінки стану підприємства найближчій базовій лінгвістичній оцінці з використанням обраної метрики (за замовчуванням використовується метрика виду (2.26)).

Потім на основі нечіткої оцінки стану підприємства за кількісними показниками μ_{Σ}^N і нечіткої оцінки стану підприємства за якісними показниками μ_{Σ}^Q аналогічно попередньому визначаються:

S_{Σ}^N – стан підприємства за кількісними показниками,

RB_{Σ}^N – рівень ризику його банкрутства за кількісними показниками,

DS_{Σ}^N – ступінь подібності нечіткої оцінки стану підприємства за кількісними показниками найближчій базовій лінгвістичній оцінці,

S_{Σ}^Q – стан підприємства за якісними показниками,

RB_{Σ}^Q – рівень ризику його банкрутства за якісними показниками,

DS_{Σ}^Q – ступінь подібності нечіткої оцінки стану підприємства за якісними показниками найближчій базовій лінгвістичній оцінці.

Крок 22. Генерування комплексу заходів щодо запобігання та усунення ризиків банкрутства на рівні підприємства. На цьому заключному кроці методу у відповідності до стану підприємства у цілому і рівня ризику його банкрутства на основі існуючих галузевих стандартів, стандартів управління ризиками система надає комплекс заходів щодо запобігання та усунення ризиків банкрутства підприємства як в цілому, так і окремо за кількісними і якісними показниками:

RP_{Σ} – комплекс заходів щодо запобігання ризиків банкрутства підприємства, який відповідає рівню ризику RB_{Σ} ,

RE_{Σ} – комплекс заходів щодо усунення банкрутства підприємства, який відповідає рівню ризику RB_{Σ} ,

RP_{Σ}^N – комплекс заходів щодо запобігання банкрутства підприємства, який відповідає рівню ризику за кількісними показниками RB_{Σ}^N ,

RE_{Σ}^N – комплекс заходів щодо усунення банкрутства підприємства, який відповідає рівню ризику за кількісними показниками RB_{Σ}^N ,

RP_{Σ}^Q – комплекс заходів щодо запобігання банкрутства підприємства, який відповідає рівню ризику за кількісними показниками RB_{Σ}^Q ,

RE_{Σ}^Q – комплекс заходів щодо усунення банкрутства підприємства, який відповідає рівню ризику за кількісними показниками RB_{Σ}^Q .

Зауважимо, що на кроці 22 для формування відповідних заходів щодо запобігання та усунення ризиків банкрутства підприємства можна використовувати генеративний штучний інтелект, зокрема ресурс ChatGPT, який, як показали проведені експерименти, досить об'єктивно надає рекомендації щодо їх усунення та запобігання.

На рис. 2.7 зображено схему першого етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин, де здійснюється введення вхідних даних про підприємство, про його бізнес-процеси, кількісні та якісні показники, що характеризують його діяльність, а також формування експертної групи.

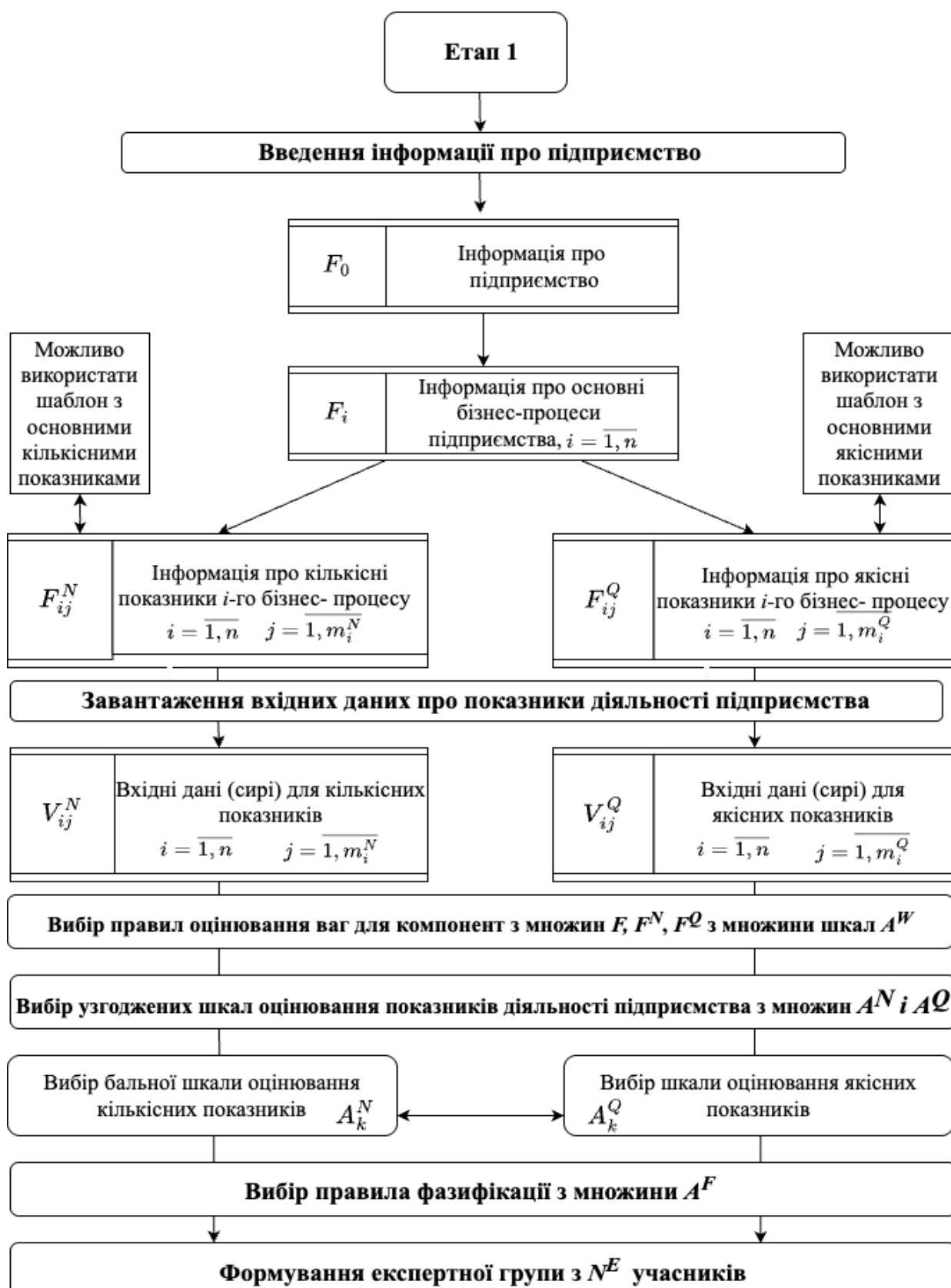


Рисунок 2.7 – Схема першого етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства [розроблено автором]

На рис. 2.8 зображено схему другого етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин,

де здійснюється організація і проведення експертного оцінювання рівня ризику банкрутства кожного учасника експертної групи.

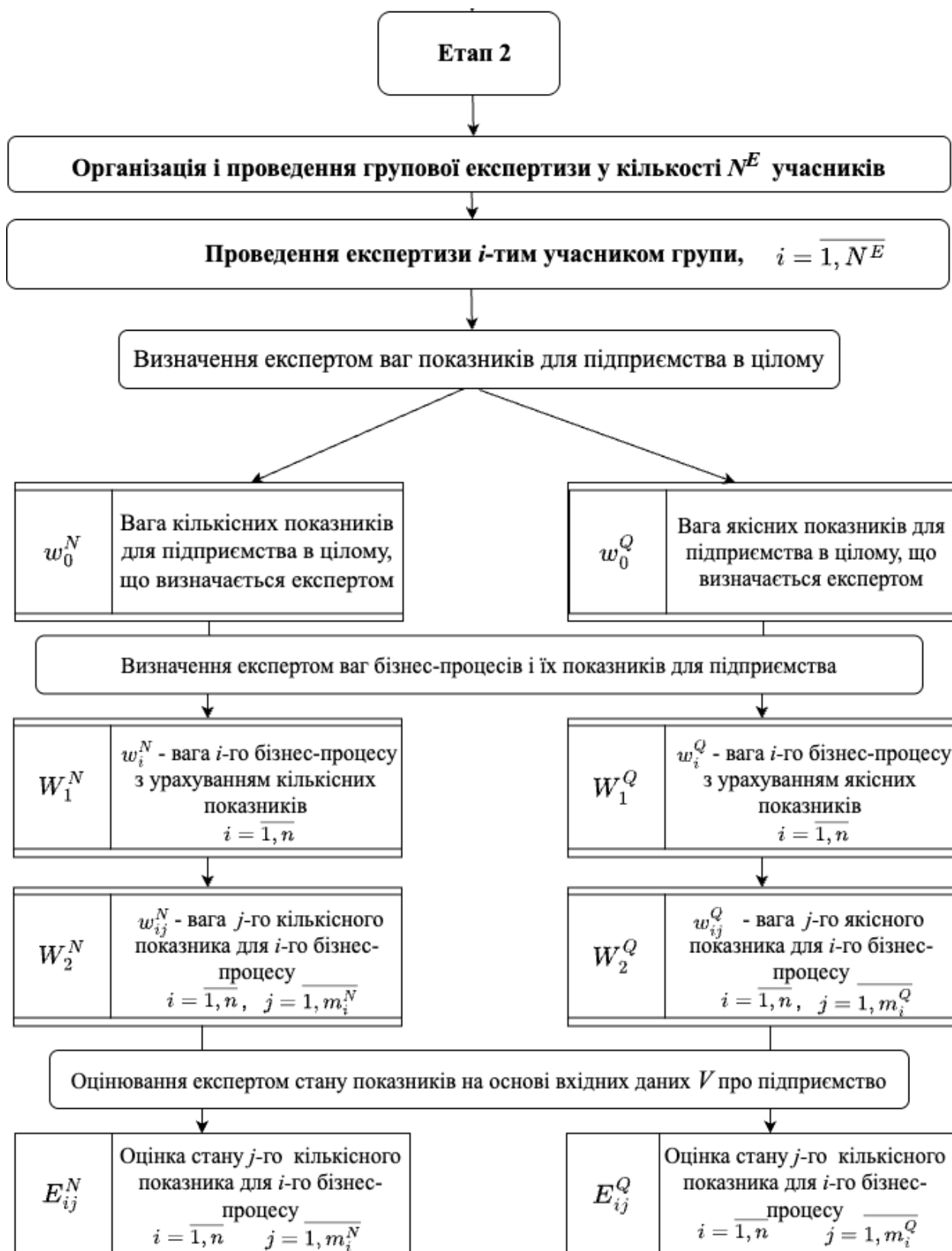
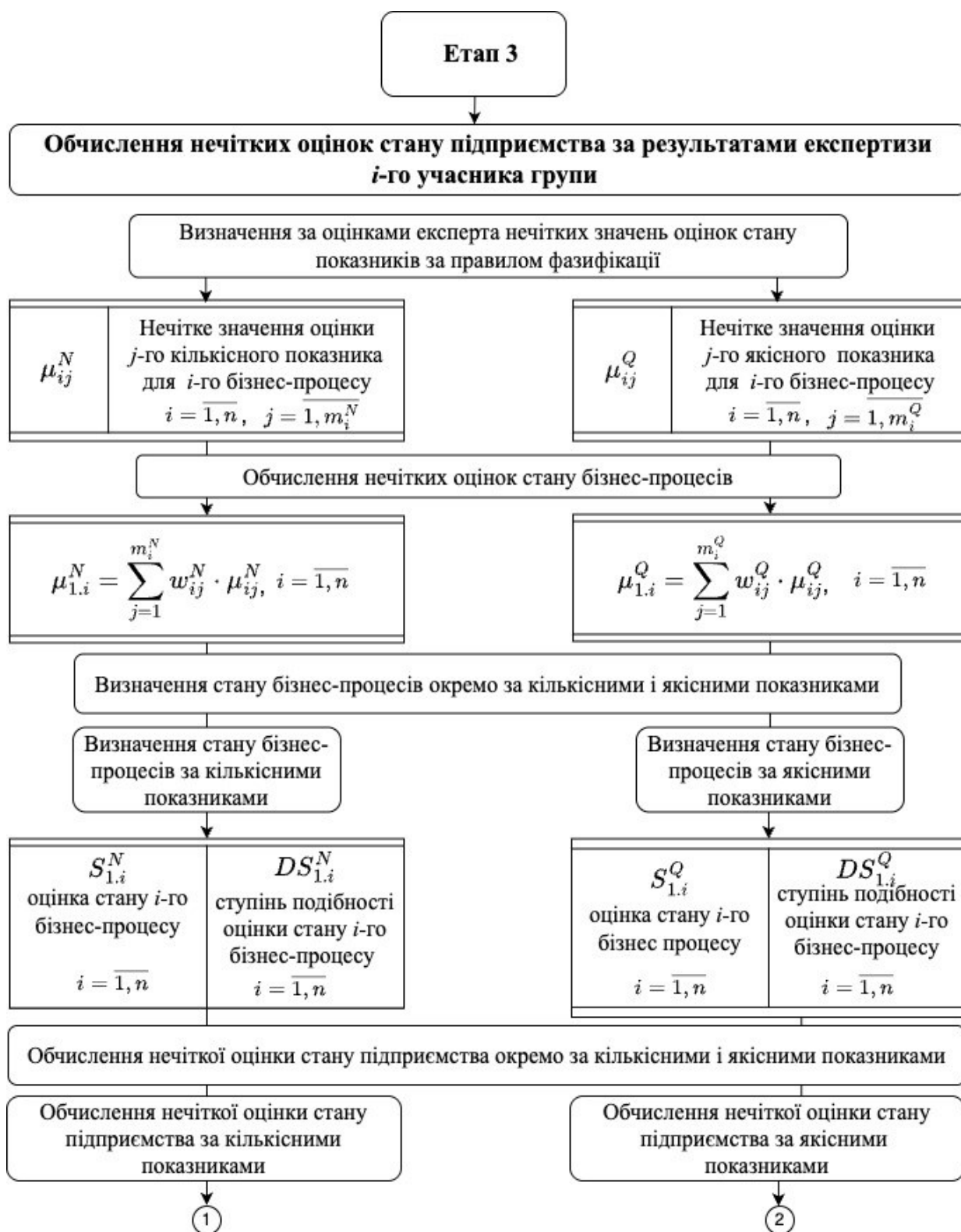


Рисунок 2.8 – Схема другого етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства [розроблено автором]

На рис. 2.9 зображено схему третього етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин, де здійснюється обчислення нечітких оцінок стану підприємства і рівня ризику банкрутства за результатами експертизи кожного учасника групи.



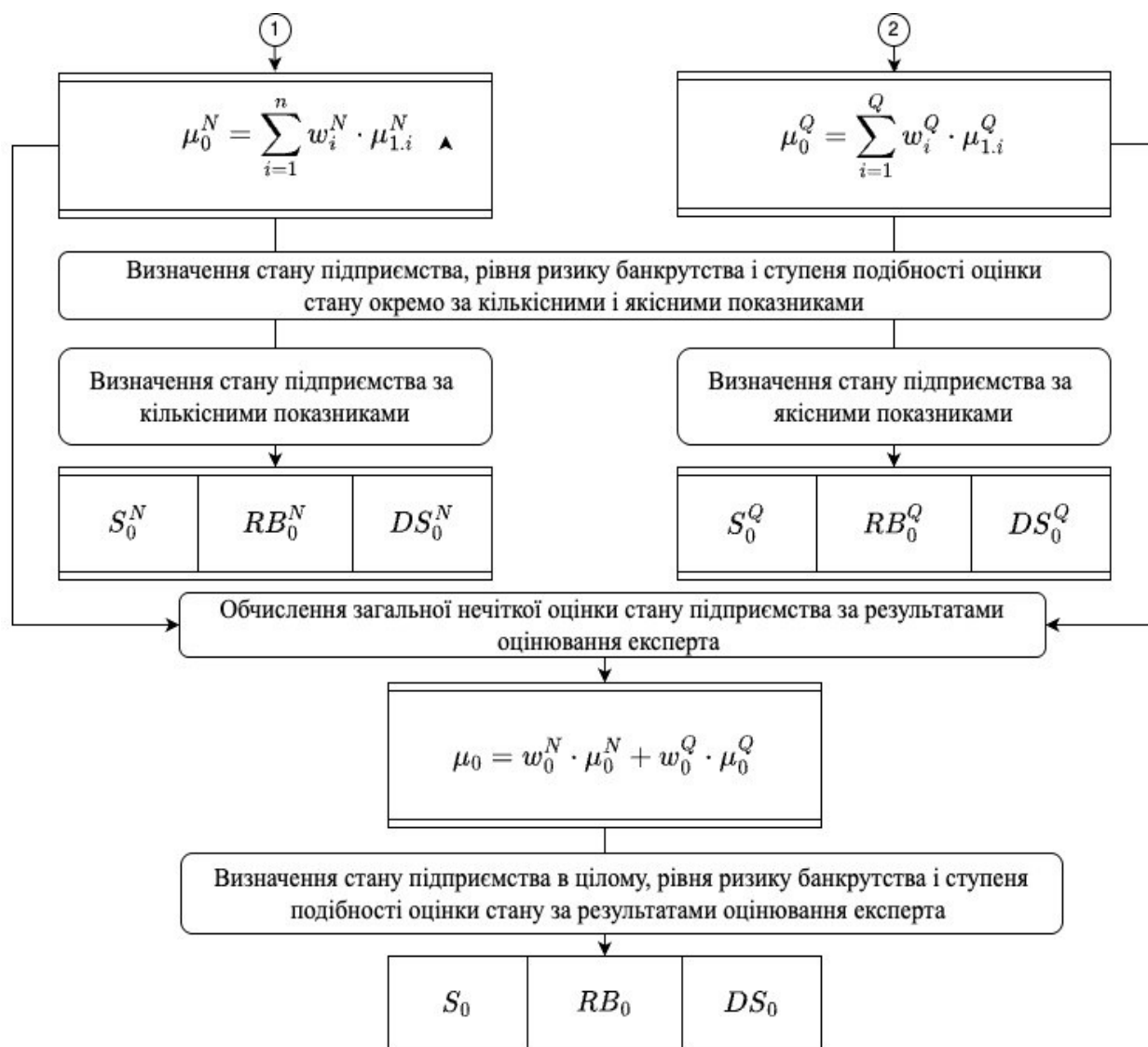


Рисунок 2.9 – Схема третього етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства [розроблено автором]

На рис. 2.10 Подано детальну схему четвертого етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин, де здійснюється агрегування результатів оцінювання рівня ризику банкрутства всіх учасників експертної групи і отримання відповідних рекомендацій щодо заходів запобігання і усунення банкрутства на рівні підприємства та його бізнес-процесів.

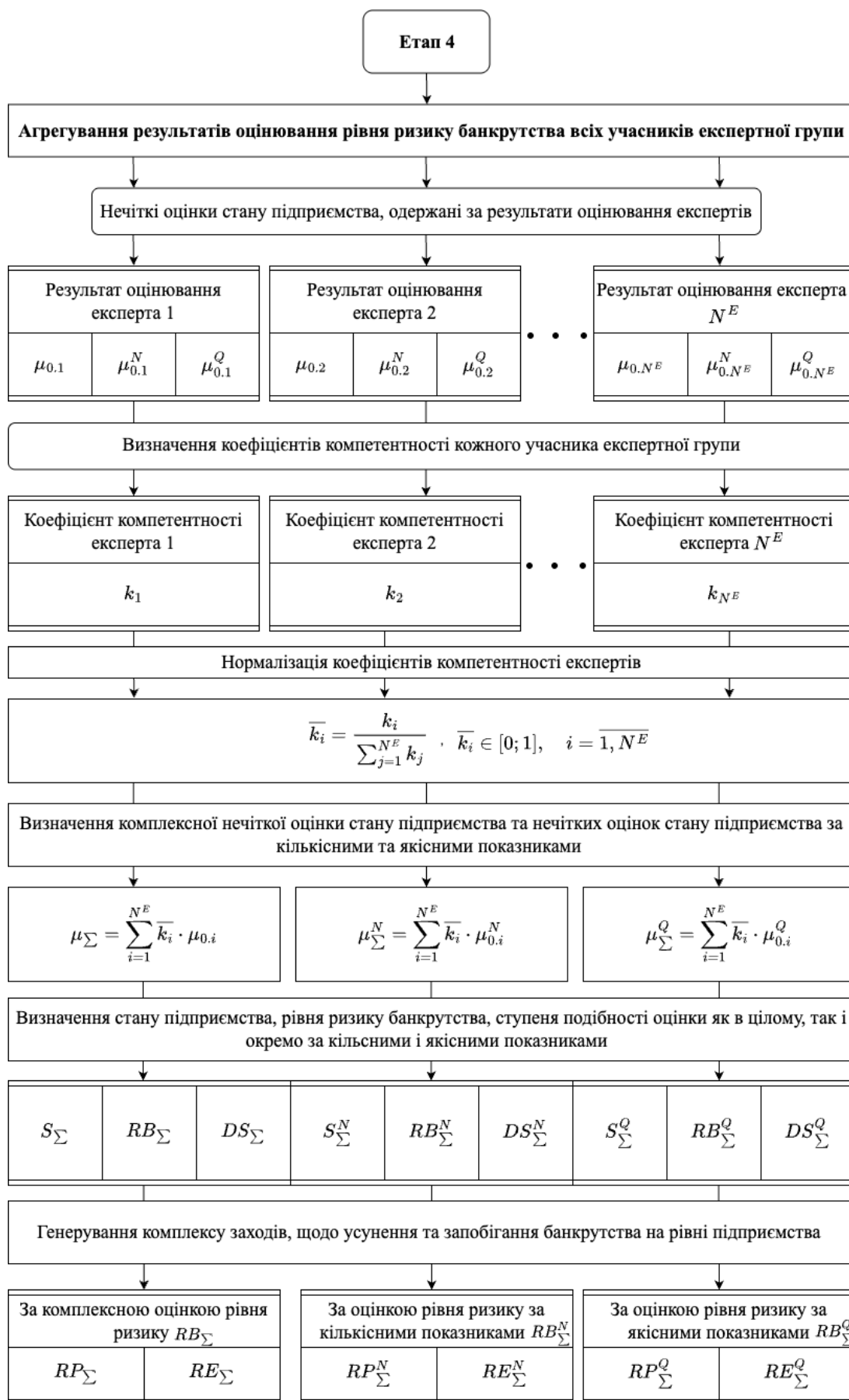


Рисунок 2.10 – Схема четвертого етапу методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства [розроблено автором]

Даний метод також можна використовувати, коли оцінювання стану підприємства і його бізнес-процесів здійснюється або лише за кількісними, або лише за якісними показниками.

2.7 Визначення компетентності експертів при оцінюванні рівня ризику банкрутства підприємства

Компетентність експертів при оцінюванні рівня ризику банкрутства підприємства будемо визначати за допомогою *коефіцієнта компетентності*. Початкове значення коефіцієнта компетентності експерта визначається або замовником експертизи, або менеджером системи при додаванні експерта в базу експертів системи.

Нехай k_i – *коефіцієнт компетентності i -го учасника ET_i* , експертної групи $i = \overline{1, N^E}$, де N^E – кількість експертів у базі даних системи, при цьому $k_i \in [0; 1]$, 1 – найвище значення коефіцієнта компетентності, 0 – найнижче значення цього коефіцієнта.

Припустимо, що в базі даних системи міститься інформація про результати групових експертиз, здійснених за допомогою цієї системи, зокрема дані про стан відповідних підприємств j -ї експертизи EX_j , $j = \overline{1, M^{EX}}$, де M^{EX} – кількість проведених експертиз. Представимо результати експертиз у вигляді таблиці 2.17.

Оскільки експерт може брати участь не у всіх експертизах, відповідні елементи матриці оцінок залишаються незаповненими. Пропуски у даних не враховуються під час подальшого аналізу, зокрема при оцінюванні експертної думки, визначенні рівня компетентності експерта або при загальній оцінці якості експертизи.

У таблиці 2.17:

$\mu_0^{(j)}$ – агрегована нечітка оцінка стану підприємства за результатами j -ї експертизи EX_j ($j = \overline{1, M^{EX}}$);

$\mu_{0.i}^{(j)}$ – нечітка оцінка стану підприємства i -го учасника ET_i експертної групи ($i = \overline{1, N^E}$) за результатами j -ї експертизи EX_j ($j = \overline{1, M^{EX}}$).

При цьому, для визначеності, будемо вважати, що нечіткі оцінки представлені у вигляді трапецієвидних нечітких чисел у параметричній формі, зокрема:

$\mu_0^{(j)} = (a_{0.1}^{(j)}, a_{0.2}^{(j)}, a_{0.3}^{(j)}, a_{0.4}^{(j)})$ – параметрична форма трапецієподібного нечіткого числа, яка представляє агреговану нечітку оцінку стану підприємства за результатами j -ї експертизи;

$\mu_{0.i}^{(j)} = (b_{0.i.1}^{(j)}, b_{0.i.1}^{(j)}, b_{0.i.1}^{(j)}, b_{0.i.1}^{(j)})$ – параметрична форма трапецієподібного нечіткого числа, яка представляє індивідуальну нечітку оцінку підприємства i -го експерта за результатами j -ї експертизи.

Таблиця 2.17 – Результати групових експертиз в базі даних системи (розроблено автором)

Експерти	Експертизи	EX_1	EX_2	...	EX_j	...	$EX_{M^{EX}}$	Нормалізоване відхилення	Коеф. комп. експертів
	Агреговані оцінки експертиз	$\mu_0^{(1)}$	$\mu_0^{(2)}$...	$\mu_0^{(j)}$...	$\mu_0^{(M^{EX})}$		
ET_1		$\mu_{0.1}^{(1)}$	$\mu_{0.1}^{(2)}$...	$\mu_{0.1}^{(j)}$...	$\mu_{0.1}^{(M^{EX})}$	dn_1	k_1
ET_2		$\mu_{0.2}^{(1)}$	$\mu_{0.2}^{(2)}$...	$\mu_{0.2}^{(j)}$...	$\mu_{0.2}^{(M^{EX})}$	dn_2	k_2
...		
ET_i		$\mu_{0.i}^{(1)}$	$\mu_{0.i}^{(2)}$...	$\mu_{0.i}^{(j)}$...	$\mu_{0.i}^{(M^{EX})}$	dn_i	k_i
...		
ET_{N^E}		$\mu_{0.N^E}^{(1)}$	$\mu_{0.N^E}^{(2)}$...	$\mu_{0.N^E}^{(j)}$...	$\mu_{0.N^E}^{(M^{EX})}$	dn_{N^E}	k_{N^E}

Тоді уточнення коефіцієнта компетентності k_i i -го учасника ET_i експертної групи ($i = \overline{1, N^E}$) здійснюється за такою процедурою:

- 1) обчислюється відхилення оцінки $\mu_{0.i}^{(j)}$ i -го експерта від оцінки $\mu_0^{(j)}$ за кожну проведену ним j -ту експертизу за формулою:

$$d_i^{(j)} = d(\mu_0^{(j)}, \mu_{0.i}^{(j)}) = \max \left\{ \left| a_{0.1}^{(j)} - b_{0.i.1}^{(j)} \right|, \left| a_{0.1}^{(j)} - b_{0.i.1}^{(j)} \right|, \left| a_{0.1}^{(j)} - b_{0.i.1}^{(j)} \right|, \left| a_{0.1}^{(j)} - b_{0.i.1}^{(j)} \right| \right\},$$

$$j = \overline{1, M_i^{EX}}, i = \overline{1, N^E}, \quad (2.69)$$

де M_i^{EX} – кількість групових експертиз, у яких брав участь i -ий експерт;

2) обчислюється сумарне відхилення оцінок i -го учасника ET_i від агрегованих оцінок проведених ним експертиз за формулою:

$$d_i = \sum_{j=1}^{M_i^{EX}} d_i^{(j)}, i = \overline{1, N^E}; \quad (2.70)$$

3) сумарне відхилення нормалізується за формулою:

$$dn_i = d_i / M_i^{EX}, i = \overline{1, N^E}; \quad (2.71)$$

4) обчислюється уточнене значення коефіцієнта компетентності k_i i -го учасника ET_i експертної групи ($i = \overline{1, N^E}$) за формулою:

$$k_i = 1 - dn_i, i = \overline{1, N^E}. \quad (2.72)$$

Значення параметрів dn_i, k_i ($i = \overline{1, N^E}$) заносяться до таблиці 2.17.

Чим ближче значення k_i до 1, тим вище компетентність даного експерта.

Крім того, запропонована математична модель забезпечує чітку та впорядковану процедуру експертного оцінювання, що дозволяє зменшити вплив суб'єктивності та підвищити доступність інформації, важливої для ухвалення управлінських рішень. Рівень компетентності експертів відіграє ключову роль у формуванні стратегії розвитку підприємства та дає змогу менеджеру здійснювати якісне вдосконалення бізнес-процесів на основі експертної оцінки.

2.8 Висновки до другого розділу

У даному розділі розроблено модель комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства. На відміну від існуючих підходів, запропонована модель побудована на основі процесного підходу, відповідно до якого підприємство розглядається як складна система – бізнес-модель, і передбачає аналіз кількісних і якісних показників його діяльності із застосуванням апарату нечітких множин на основі результатів групової експертизи.

На відміну від стандартної BR-моделі, запропонована модель *MCAEBRL* є її узагальненням і має значні відмінності та покращення. Зокрема, вона не передбачає попереднього упорядкування за важливістю як бізнес-процесів, так і показників, що їх характеризують. Як наслідок, це дає можливість при визначенні їх ваги відмовитись від використання системи ваг Фішберна, а замість неї використовувати реальні нормовані ваги, що визначаються безпосередньо експертом, а не формально. Окрім того, запропонована модель передбачає використання не лише стандартного (п'ятирівневого) 01-класифікатора для визначення лінгвістичних оцінок бізнес-процесів і їх показників, а й більш широкі шкали оцінювання за вибором користувача. Також в моделі передбачена процедура залучення групи експертів, що забезпечує більшу об'єктивність і точність визначення рівня ризику банкрутства підприємства, зокрема за рахунок виключення некваліфікованих експертів з процесу оцінювання на основі уточнення коефіцієнтів їх компетентності.

Ця модель може бути адаптована до інших бізнес-процесів і передбачає інтегрування різних методів прогнозування банкрутства, що розширює її потенційні сфери застосування. Вона також є актуальною для використання в умовах нестабільного економічного середовища, де необхідне застосування надійних та оперативних методів оцінювання рівня ризику банкрутства.

У межах дослідження на базі моделі *MCAEBRL* запропоновано метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства із використанням апарату нечітких множин, що реалізується через послідовну процедуру збирання та структурування вхідних даних, проведення групового експертного оцінювання, формування індивідуальних нечітких оцінок експертів і їх подальше агрегування. Метод дозволяє враховувати як кількісні, так і якісні характеристики діяльності підприємства в умовах невизначеності, поєднуючи математичний апарат нечіткої логіки з результатами експертного аналізу. Такий підхід забезпечує високу точність, адаптивність до галузевих особливостей і обґрунтованість управлінських рішень щодо запобігання або мінімізації ризику банкрутства.

Розроблені модель і метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства є суттєвим внеском у дослідження процесів прогнозування банкрутства підприємств, оскільки пропонують новий концептуальний підхід і відповідні інструменти для його практичної реалізації. Результати досліджень другого розділу опубліковані в роботах [30].

Список використаних джерел до розділу 2

1. Гавриленко В. О. Методологія та організація обліково-аналітичного забезпечення антикризового управління підприємством : дис. ... д-ра екон. наук : 08.00.09. Одеса, 2018. 648 с.
2. Зайченко, Ю. П. Нечіткі моделі та методи в інтелектуальних системах : навч. посіб. / за заг. ред. М. З. Згуровського. Київ : Видавничий дім «Слово», 2008. 344 с.
3. Mizumoto M., Tanaka K. Fuzzy-fuzzy automata. Kybernetes. 1976. Vol. 5, no. 2. P. 107–112.
4. Wygralak M. Fuzzy inclusion and fuzzy equality of two fuzzy subsets, fuzzy operations for fuzzy subsets. Fuzzy Sets and Systems. 1983. Vol. 10, no. 1-3. P. 157–168.
5. Марусяк Н., Пильнюк Д. БАНКРУТСТВО ПІДПРИЄМСТВА: СУТНІСТЬ, ПРИЧИНИ ТА НАСЛІДКИ. Економіка та суспільство. 2021. № 33. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-33-29> (дата звернення: 01.05.2025).
6. Davenport T. H. Managing in the New World of Process. Public Productivity & Management Review. 1994. Vol. 18, no. 2. P. 133.
7. ISO 9001:2015. ISO. URL: <https://www.iso.org/standard/62085.html> (дата звернення: 22.02.2025).
8. Hammer M., Champy J. Reengineering the Corporation: A Manifesto for Business Revolution. The Academy of Management Review. 1994. Vol. 19, no. 3. P. 595.
9. IIBA. Why Model Business Processes?. Business Analysis | The Global Standard | IIBA®. URL: <https://www.iiba.org/professional-development/knowledge-centre/articles/why-model-business-processes> (дата звернення: 22.02.2025).

10. Ольшанський О.В. Розроблення структури та класифікації бізнес-процесів підприємств торгівлі. Економіка та суспільство. 2018. № 19. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2018-19-83> (дата звернення: 01.05.2025).

11. Ткаченко Ф. В., Данченко О. Б. Оптимізація управління бізнес-процесами в інжинірингових компаніях. Управління розвитком складних систем. Київ, 2024. No 59. С. 97 – 104; URL: [dx.doi.org/10.32347/2412-9933.2024.59.97-104](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.59.97-104) (дата звернення: 11.05.2025).

12. Eisenbeis R. A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics // The Journal of Finance. 1977. Vol. 32, No. 3. P. 875–900.

13. Premachandra I. M., Bhabra G. S., Sueyoshi T. DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique // European Journal of Operational Research. 2009. Vol. 193, No. 2. P. 412–424.

14. Панасенко О. Модель оцінки схильності підприємства до банкрутства // Економіка: проблеми теорії та практики : зб. наук. пр. Дніпро : ДНУ, 2, 2007. С. 315–326.

15. Терещенко О. О. Оцінки фінансового стану підприємства // Економіка України. 2003. № 8. С. 38–45.

16. Altman E. I., Hotchkiss E. Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt. 3rd ed. New York: John Wiley & Sons, Inc., 2006. 354 p.

17. Messai A. S., Gallali M. I. Financial leading indicators of banking distress: A micro prudential approach – Evidence from Europe // Asian Social Science. 2015. Vol. 11, No. 21. P. 78–91.

18. Baione F., De Angelis P. A Review on Statistical and Probabilistic Models for the Control of Insurance Companies // Investment Management and Financial Innovations. 2006. Vol. 3, No. 4. P. 65–81.

19. Гриценко Л. Л., Боярко І. М., Губар А. А. Дискримінантна модель діагностики банкрутства малих підприємств // Актуальні проблеми економіки. 2009. № 5. С. 256–262.

20. Fishburn P. C. Utility theory for decision making. Huntington, N.Y : R. E. Krieger Pub. Co., 1979. 234 p.
21. The Fundamentals of Computational Intelligence: System Approach / Mikhail Z. Zgurovsky, Yuriy P. Zaychenko. Switzerland : Springer International Publishing, 2016. 375 p. DOI: 10.1007/978-3-319-35162-9.
22. Zadeh L. A. FUZZY SETS. Fort Belvoir, VA : Defense Technical Information Center, 1964. URL: <https://doi.org/10.21236/ad0608981> (дата звернення: 24.04.2025).
23. Yager R. R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. 1988. Vol. 18, no. 1. P. 183–190.
24. Крепол Д., Макманус Б. Об'єктивний метод бальної оцінки даних. Всеукраїнська Асоціація Поліграфологів (БАП). URL: <https://web.archive.org/web/20241105231624/https://polygraph.ua/d-krepol-b-makmanus-ob-iektivnij-metod-balnoi-osinki-danih> (дата звернення: 08.10.2024).
25. Мергель Т. В. Застосування інтерактивного методу «Мозкового штурму» у навчальному процесі // Медична освіта. 2015. № 4. С. 44-47 URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/276622155.pdf>
26. Dalkey N., Helmer O. An Experimental Application of the DELPHI Method to the Use of Experts. Management Science. 1963. Т. 9, № 3. С. 458-467.
27. ISO/IEC. ISO/IEC 27001 for Small Businesses - Practical advice. ISO, 2010. 138 p.
28. Implementing ISO 9001:2015. P. 54–62. URL: <https://doi.org/10.1201/b18240-10> (дата звернення: 24.04.2025).
29. Tkachenko V. A. About International Standard ISO 45001:2018. Occupational Safety in Industry. 2018. No. 5. P. 39–43. URL: <https://doi.org/10.24000/0409-2961-2018-5-39-43> (дата звернення: 24.04.2025).
30. Sinkovskyi A., Tryus Y. Information Technology for Education, Science, and Technics Proceedings of ITEST 2024. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. Vol. 221. Springer. 2024. Pp. 406–425. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-71801-4_30.

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА НА БАЗІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

У сучасному економічному середовищі здатність точно прогнозувати ризики банкрутства підприємства має вирішальне значення. Фінансовий стан підприємства важливий не лише для зацікавлених сторін, але й для економіки в цілому. Раннє виявлення потенційних фінансових проблем може дозволити керівникам підприємств вжити заходів для зменшення ризиків та реалізації стратегій, спрямованих на забезпечення довгострокової стійкості компанії [1]. Виходячи з цього, розвиток моделей прогнозування ризику банкрутства привертає значну увагу як з боку науковців, так і з боку практиків.

Традиційні методи, такі як статистичний аналіз та експертні оцінки, хоча і залишаються корисними, проте часто не встигають за складністю та швидкістю змін сучасного бізнес-середовища. Це створює потребу в більш розвинутих підходах, здатних обробляти великі обсяги даних та виявляти складні нелінійні залежності. Використання нейромережевих імітаційних моделей показало значне збільшення загальної варіативності горизонту бізнес-процесів у порівнянні з ручним плануванням [2] та точності аналізу аудиторських даних [3].

Нейронні мережі демонструють високу ефективність в аналізі та обробці фінансових [4] та медичних даних [5], забезпечуючи більш точні прогнози та діагностику.

У роботі Матвійчука А.В. [6] представлено результати дослідження з моделювання фінансового стану підприємств із застосуванням різноманітних математичних підходів (зокрема методів теорії нечіткої логіки, персептронів, карт самоорганізації, нейронних мереж зустрічного розповсюдження, а також методів дискримінантного аналізу). Автор зазначає, що найбільш адекватним та ефективним інструментарієм у сучасних умовах розвитку економіки є теорія нечіткої логіки, а в окремих випадках для діагностики можливого банкрутства компаній доцільно використовувати певні різновиди нейронних мереж.

Разом з тим, останні досягнення в галузі машинного навчання відкрили нові шляхи для підвищення точності оцінки рівня ризику банкрутства на основі нейронних мереж, зокрема мереж з нейронними арифметико-логічними блоками (Neural Arithmetic Logic Unit, NALU) і нейронних мереж на трансформерній архітектурі, які продемонстрували значні перспективи [7].

У даному розділі розроблено три основні моделі нейронних мереж для оцінювання рівня ризику банкрутства: перша базується на використанні блоку NALU (Neural Network with NALU for Bankruptcy, NNNALUB), друга на використанні блоку нечіткої логіки (Fuzzified Neural Network for Bankruptcy, FNNB) і третя на основі трансформерної архітектури з блоком фазифікації (Fuzzified Transformer Neural Network for Bankruptcy, FTNNB).

3.1 Проблема використання нейронних мереж для опрацювання «сирих» фінансових даних

Нейронні мережі здійснили революцію у галузі машинного навчання, що призвело до прориву у різних сферах, таких як розпізнавання зображень, обробка природної мови, прогнозування та аналітика. Моделі, що базуються на нейронній структурі людського мозку, здатні знаходити складні закономірності та взаємозв'язки в комплексних даних. Однак, ефективність нейронних мереж значною мірою залежить від якості та підготовки вхідних даних, які вони отримують.

Реальні дані, як правило, є «сирими», або неопрацьованими даними. Під «сирими» даними розуміють всі можливі дані, корисні для вирішення певного завдання, наприклад, для класифікації чи аналізу даних, які непридатні для швидкого аналізу через відсутність єдиної структури або уніфікованого способу доступу до них.

Одним із ключових аспектів підготовки «сирих» даних є нормалізація [8] – етап попередньої обробки, який приводить вхідні характеристики до спільної шкали. Подача ненормалізованих даних до нейронних мереж є однією з ключових

проблем для дослідників, що спеціалізуються на машинному навчанні. Такі дані можуть призвести до різних проблем, включаючи повільну збіжність під час навчання, зниження точності моделі та труднощі в інтерпретації важливості різних характеристик.

У цьому підрозділі розглянуто вплив ненормалізованих даних на навчання нейронних мереж, визначено методи вирішення цієї проблеми та використано найкращі практики нормалізації даних, що застосовуються у нейронних мережах.

Нормалізація даних – це процес лінійного масштабування числових змінних до стандартного діапазону або розподілу [8]. Цей етап попередньої обробки є вирішальним у машинному навчанні, особливо для нейронних мереж, оскільки він допомагає стандартизувати вхідні характеристики та покращити продуктивність моделі.

Нехай задана вибірка вхідних «сирих» даних $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, де X_i – дійсне «сире» число, $i = \overline{1, n}$.

Min-max нормалізація виду (3.1) перемасштабовує дані до фіксованого діапазону, зазвичай $[0, 1]$:

$$X^{norm}_i = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}, \quad (3.1)$$

де X_{min} – мінімальне значення, що може приймати X_i ,

X_{max} – максимальне значення, що може приймати X_i , $i = \overline{1, n}$.

Проте, якщо дані розподілені нерівномірно, то цей метод не буде працювати належним чином, оскільки нейронна мережа може не забезпечити коректну обробку та узагальнення малопоширених випадків.

Z-нормалізація (Z-score) виду (3.2) перетворює дані так, щоб вони мали середнє значення 0 і стандартне відхилення 1:

$$X^{norm}_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma}, \quad (3.2)$$

де μ, σ – відповідно середнє і середньоквадратичне значення «сирих» даних X_i , $i = \overline{1, n}$.

Нормалізація важлива в машинному навчанні з декількох причин. Вона приводить всі характеристики до подібного масштабу, запобігаючи домінуванню

характеристик з більшими величинами в процесі навчання. Нормалізовані дані часто призводять до швидшої збіжності під час процесу оптимізації. Нормалізація також сприяє кращій адаптації моделі до відсутніх даних і запобігає проблемам, таким як переповнення або недостатнє заповнення в обчисленнях з плаваючою крапкою.

Подача ненормалізованих даних на вхід нейронних мереж може мати серйозні наслідки для продуктивності моделі та динаміки навчання.

Коли вхідні характеристики мають різні масштаби, функція втрат стає асиметричною, створюючи нерегулярну поверхню помилок. Ця нерегулярність ускладнює ефективний пошук оптимального рішення за допомогою алгоритмів оптимізації, таких як градієнтний спуск. Зокрема, при використанні даного алгоритму ненормалізовані дані можуть посилити проблему зникаючого або вибухаючого градієнта, особливо в глибокому навчанні нейронних мереж. Під час роботи з характеристиками різних величин градієнти, обчислені методом зворотного поширення помилки, можуть стати надзвичайно малими (зникаючими) або великими (вибухаючими). Це може призвести до нестабільного навчання, коли певні шари не можуть ефективно навчатися або оновлювати свої ваги.

Нейронні мережі також можуть стикатися з труднощами ефективного навчання на ненормалізованих даних, що призводить до субоптимальної продуктивності моделей. В результаті процес навчання може вимагати більше ітерацій для збіжності або може залишатися в субоптимальних локальних мінімумах. Характеристики з більшими величинами можуть домінувати в процесі навчання, спричиняючи недооцінці або ігноруванню внеску характеристик з меншими масштабами. Цей дисбаланс може призвести до упереджених прогнозів та зниженню здатності до узагальнення.

Коли вхідні характеристики мають різні масштаби, стає складно інтерпретувати відносну важливість кожної характеристики на основі вивчених ваг. Ця відсутність інтерпретованості може ускладнити розуміння моделі та визначення того, які характеристики дійсно впливають на процес прийняття рішень.

Ненормалізовані дані можуть зробити нейронні мережі більш чутливими до невеликих змін у вхідних характеристиках з більшими величинами, що потенційно може призвести до нестабільності прогнозів.

Нехай на два входи нейронної мережі подаються два «навчальні приклади» $x_1 = (x_{1,1}, x_{1,2})$, $x_2 = (x_{2,1}, x_{2,2})$ (у термінології нейронних мереж), при цьому значення компонент прикладу x_2 значно перевищують значення відповідних компонент прикладу x_1 , тобто

$$|x_{1,1}| + |x_{1,2}| \ll |x_{2,1}| + |x_{2,2}|. \quad (3.3)$$

Припустимо, що перший приклад x_1 позначає фінансові показники малого підприємства, а другий приклад x_2 – показники великого підприємства. Візьмемо вихід нейронної мережі у вигляді :

$$y(w, x) = \sigma(w_1 x_{*,1} + w_2 x_{*,2} + b), \quad (3.4)$$

де $w = (w_1, w_2)$ – вектор ваг вхідного шару мережі,

$x = (x_{*,1}; x_{*,2})$ – вхідні дані мережі,

b – зміщення шару мережі,

σ – сигмоїдальна функція (рис. 3.1):

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}. \quad (3.5)$$

Якщо мережа буде навчатися для великих підприємств, то ваги w будуть малими для зменшення варіативності, нормалізуючи вхідні значення, що будуть використані для великих підприємств, з метою досягнення більш адекватних значень функції активації. Якщо спробувати використати дану мережу для малих підприємств, то і так малі вхідні дані (вектор x) будуть зменшені малими вагами w , і нейронна мережа буде видавати значення, близьке до 0.5, а це означає, що ризик банкрутства 50% для будь-якого малого підприємства незалежно від того, чи банкрут воно, чи ні. Якщо навчати дану мережу на обох прикладах, то ваги будуть середніми між малими та великими значеннями, що також призведе до «дуже» середньої оцінки ризику банкрутства підприємства.

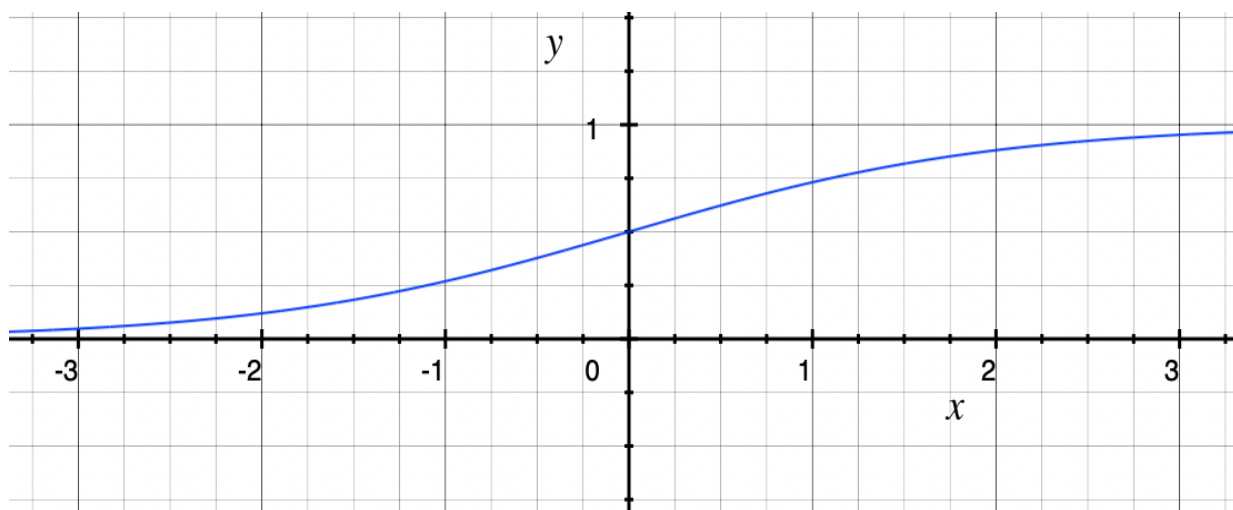


Рисунок 3.1 – Графік сигмоїдальної функції

Нажаль, стандартні методи нормалізації (3.1) і (3.2) не підходять для навчання нейронних моделей на фінансових даних, оскільки ці вхідні дані є досить різноманітними. Наприклад, існує багато малих бізнесів-банкрутів і набагато менше великих бізнесів-банкрутів. Це означає, що в наборі даних для тренування точно буде багато фінансових показників, що мають малі значення та дуже мало показників з середньо-великими значеннями. Крім того, фінансові дані часто характеризуються високою волатильністю та наявністю екстремальних значень. Це може призвести до того, що нейронна мережа стане надчутливою до цих викидів, втрачаючи здатність узагальнювати до більш типових випадків. Також варто зазначити, що фінансові показники часто мають складні взаємозалежності, які можуть бути неочевидними при прямій подачі необроблених даних у нейронну мережу.

Незважаючи на це, залишаються проблеми, пов'язані з необробленими даними, що можуть лежати в будь-якому інтервалі на множині дійсних чисел.

1. *Проблема часової залежності.* Фінансові дані часто мають часову складову, яка не враховується в простих «feed-forward» нейронних мережах. Наприклад, тренд зміни показника може бути важливішим за його абсолютне значення. Це вимагає використання більш складних архітектур, таких як рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) [9], зокрема з довгою короткочасною пам'яттю (Long Short-Term Memory, LSTM) [10].

2. *Проблема сезонності та циклічності.* Багато фінансових показників мають сезонні або циклічні коливання, які можуть бути неправильно інтерпретовані нейронною мережею як значущі зміни, якщо не враховувати цей фактор при підготовці даних.

3. *Проблема мультиколінеарності.* У фінансових даних часто зустрічається висока кореляція між різними показниками. Це може призвести до нестабільності в навчанні нейронної мережі та ускладнити інтерпретацію її результатів.

4. *Проблема зміни розподілу даних з часом.* Фінансові ринки та економічні умови постійно змінюються, що може призвести до зміни розподілу вхідних даних з часом. Це явище, відоме як «дрейф концепції» [11], може зробити модель, навчену на історичних даних, неефективною для нових даних.

5. *Проблема рідкісних подій.* Банкрутство є відносно рідкісною подією, що призводить до значного дисбалансу класів у навчальних даних. Це може призвести до того, що нейронна мережа буде погано розпізнавати випадки банкрутства, надаючи перевагу прогнозуванню більш поширеного класу – фінансово стабільних компаній.

6. *Проблема інтерпретованості.* Нейронні мережі часто розглядаються як «чорні скриньки», що ускладнює пояснення їхніх рішень. У фінансовій сфері, де прозорість та обґрунтованість рішень є критично важливими, це може стати серйозним обмеженням.

3.2 Нейронна мережа з блоком NALU для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства

У даному підрозділі розглянуто підхід до оцінювання ризику банкрутства, розроблений в рамках дисертаційного дослідження, зокрема з використанням нейронної мережі, що містить блок NALU [7].

Традиційні статистичні методи [12-16], попри їхню ефективність, часто базуються на лінійних залежностях, які можуть не охоплювати складні нелінійні зв'язки, що часто зустрічаються у фінансових даних. Аналогічно, стандартні

архітектури нейронних мереж, такі як багат шаровий перцептрон з лінійними шарами та нелінійними функціями активації, можуть не повністю використовувати обчислювальні можливості, які необхідні для точного фінансового аналізу. Крім того, вибір функцій активації також відіграє вирішальну роль у здатності нейронних мереж до узагальнення. Новітні розробки, зокрема такі, як функція активації *mish* [17], показали кращу продуктивність порівняно з традиційними функціями, такими як ReLU [18].

Аналогічно роботі [19], методи інтелектуального аналізу даних були включені в моделі прогнозування. Крім того, у роботі [20] зазначаються як переваги, так і недоліки використання нейронних мереж, підкреслюючи, що параметри мають бути встановлені евристично, що, у свою чергу, вимагає значних витрат часу та ресурсів для налаштування моделі.

Цю проблему було вирішено шляхом використання сучасного підходу до оцінки ризику банкрутства, який передбачає застосування вищеописаних блоків NALU [7] та сучасної функції активації Mish [17]. Ці компоненти були розроблені для аналізу необроблених фінансових даних, що сприяло покращенню точності прогнозування.

Блоки NALU розроблені для виконання арифметичних операцій, таких як додавання, віднімання, множення та ділення, що є критично важливим для роботи з фінансовими показниками у їхній «сирій» формі. Ця здатність дозволяє мережі автоматично виявляти та обчислювати складні фінансові коефіцієнти, які традиційно використовуються фінансовими аналітиками для оцінювання фінансового здоров'я компанії. Наприклад, NALU може самостійно «навчитися» обчислювати такі показники як коефіцієнт поточної ліквідності або рентабельність активів, базуючись лише на вхідних даних, без попереднього програмування цих формул. Даний блок формально описується наступним чином (3.6)-(3.10) [7]:

$$y = g \odot a + (1 - g) \odot t, \quad (3.6)$$

де

$$g = \sigma(Gx), \quad (3.7)$$

$$a = Wx, \quad (3.8)$$

$$m = \exp W(\ln(|x| + \epsilon)), \quad (3.9)$$

$$W = \tanh(\hat{W}) \odot \sigma(\hat{M}), \quad (3.10)$$

$$\tanh(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1}, \quad (3.11)$$

\hat{W}, \hat{M}, G – матриці вагів (параметри моделі),

\odot – оператор добутку Адамара (поелементне множення матриць),

x – вектор вхідних даних,

y – вектор вихідних даних,

ϵ – мале число для уникнення $\ln(0)$,

σ – сигмоїдальна функція,

\tanh – гіперболічний тангенс (рис. 3.2).

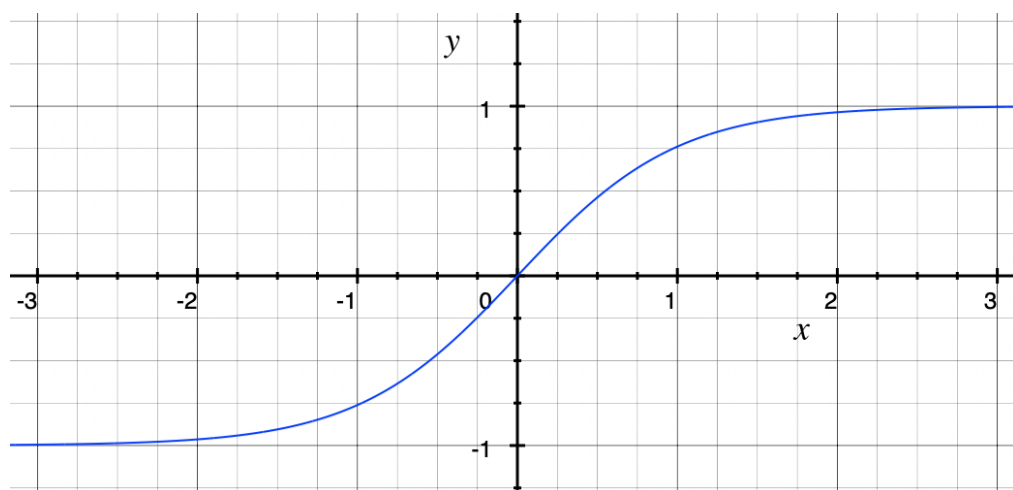


Рисунок 3.2 – Графік функції гіперболічного тангенсу

Очевидно, що елементи матриці W належать проміжку $(-1; 1)$, а елементи вектора g належать проміжку $[0,1]$. Тоді перетворення (3.8) виконує роль операцій додавання та віднімання сирих даних.

Завдяки перетворенню вхідних даних в логарифмічний формат у формулі (3.9), множення та ділення стають операціями додавання та віднімання відповідно. В результаті обчислень (3.6) маємо лінійну комбінацію операцій додавання та множення. Тоді матриця W за допомогою дійсних чисел у діапазоні $(-1; 1)$ позначає які елементи вхідного вектору x будуть помножені, а які поділені. Функція \exp повертає дійсні числа з логарифмічної форми у звичайну форму.

У результаті у являє собою лінійну комбінацію між операціями (додавання / віднімання) та (множення / ділення).

Варто зауважити, що \hat{W}, \hat{M}, G є матрицями ваг, тобто звичайними параметрами нейромережі, тому перед тренуванням їх можна ініціалізовувати випадковими значеннями з гаусівського розподілу.

У дослідженні запропоновано новітній підхід до прогнозування рівня ризику банкрутства, що передбачає інтеграцію блоку NALU в архітектуру нейронної мережі та використання функції активації *mish*. Мета цього підходу полягає в покращенні здатності мережі обробляти ненормалізовані, необроблені числові значення, що стосуються фінансових показників. Функція *mish* має наступний вигляд (рис. 3.3):

$$mish(x) = x * \tanh(\ln(1 + e^x)), \quad (3.12)$$

де x – вхідне число.

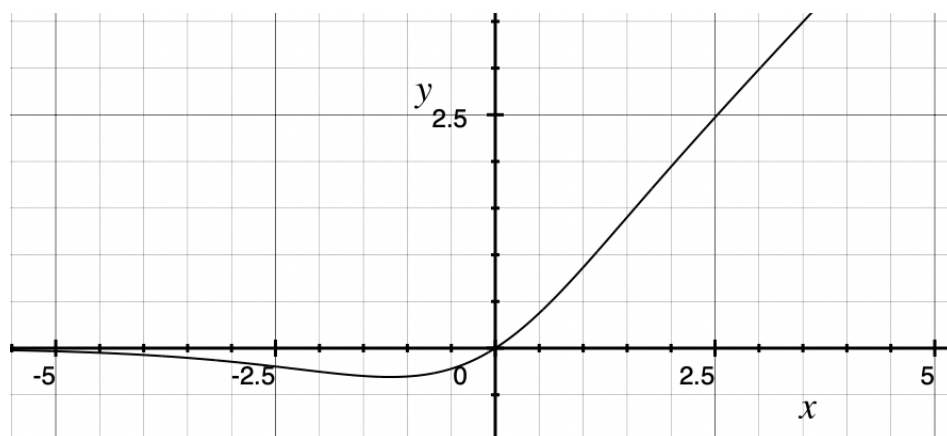


Рисунок 3.3 – Графік функції *mish*

Одним із завдань цього дослідження є розробка більш точної та надійної моделі для передбачення банкрутства підприємств на основі нейронної мережі, яка ефективно інтегрує нейронні блоки NALU в архітектуру нейронної мережі, адаптовану для оцінки фінансових ризиків. Архітектура нейронного прогнозатора ризику банкрутства представлена в додатку Г (рис. Г.1).

Дослідивши сучасний підхід до оцінки ризику банкрутства підприємства за допомогою нейронних мереж, які включають нейронні блоки NALU з активаційною функцією *mish*, було розроблено нову модель – Neural Network with NALU for Bankruptcy (NNNALUB). Ця модель демонструє підвищену точність

прогнозування завдяки покращеній здатності обробляти складні арифметичні операції. Використання цих інноваційних компонентів дозволило значно підвищити як швидкість навчання мережі, так і надійність та точність прогнозування ризику банкрутства підприємства.

Експериментальні дослідження, проведені у межах даної роботи, показали, що інтеграція зазначених інноваційних підходів у нейронну мережу не лише підвищує точність прогнозів щодо ризику банкрутства, але й сприяє більшій гнучкості моделі.

Дані, що використані в цьому дослідженні, взято з набору даних «US Company Bankruptcy Prediction Dataset» з Kaggle [21]. Цей набір даних містить 78682 записи, кожен з яких містить 18 фінансових показників. Набір даних є незбалансованим: 93% записів представляють фінансово стабільні (існуючі) компанії і 7% – компанії, які збанкрутували (неіснуючі). Детальна інформація про цей набір даних представлена в додатку Д.

Для компенсації незбалансованості даних була застосована *генерація синтетичних даних*, спрямована на збільшення кількості випадків, де спостерігаються результати банкрутства. Синтетичні дані були створені за допомогою варіаційного автокодувальника [22, 23] з надмірною випадковою вибіркою підприємств-банкрутів у просторі ознак для балансування розподілу класів, що забезпечило адекватне навчання нейронної мережі як на даних про існуючі, так і про збанкрутілі компанії.

Експериментальне дослідження було проведено з використанням наступного програмного забезпечення та інструментів:

- VS Code – інтегроване середовище розробки (IDE) для написання та управління кодовою базою [24];
- Jupyter notebooks – віртуальні «плашнети» або нотатки для коротких записів на мові Python використовувалися для швидкого проведення експериментів [24];
- Python – мова програмування [26];

– PyTorch – фреймворк глибокого навчання, який використовувався для створення та навчання моделей нейронних мереж [27].

Експерименти проводилися на ноутбучі Apple Macbook Air з процесором Apple M1 з 16 ГБ оперативної пам'яті, що забезпечило необхідну обчислювальну потужність для ефективного навчання моделей нейронних мереж.

В архітектурі використовуються два ключові елементи, а саме блок NALU, активаційна функція *mish* (рис. 3.1). Архітектура нейронної мережі з блоком NALU представлена в додатку Б.

Оскільки у дискримінантних моделях оцінювання імовірності ризику банкрутства здійснюється через параметри, що є відношеннями відповідних фінансових показників, тоді доцільно вхідні дані перетворювати у відношення, для чого в архітектуру нейронної мережі було інтегровано блок NALU [7], як початковий шар, здатний навчитися обчислювати ці відношення показників.

Після перетворень «сирих» даних блоком NALU, опрацьовані дані проходять через декілька звичайних лінійних шарів, між якими використано функцію активації *mish*. Архітектура класифікатора банкрутства на основі NALU представлена в додатку Г (рис. Г.2), архітектура самого блоку NALU – в додатку Г (рис. Г.3).

Модель навчалася протягом 100 епох з використанням гіперпараметрів з таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Гіперпараметри навчання моделі оцінювання банкрутства з блоком NALU (розроблено автором)

Гіперпараметри навчання нейронної мережі	Значення параметрів
Оптимізатор	Adam*
Швидкість навчання α	10^{-3}
Розмір пакету вхідних даних (batch_size)	128
Кількість прихованих шарів (n_hidden)	4
Кількість нейронів в одному прихованому шарі (dim_hidden)	128

* **Adam (Adaptive Moment Estimation)** – градієнтний спуск з інерцією [28]. **Adam** – алгоритм для градієнтної оптимізації стохастичних цільових функцій першого порядку на основі адаптивних оцінок моментів нижчого порядку. Метод простий у реалізації, ефективний з точки зору обчислень, має невеликі вимоги до пам'яті, інваріантний до діагональної зміни масштабу

градієнтів і добре підходить для проблем, які є великими з точки зору даних та/або параметрів. Метод також підходить для нестационарних об'єктів і проблем із дуже зашумленими даними. Гіперпараметри алгоритму мають інтуїтивно зрозумілу інтерпретацію та зазвичай потребують незначного налаштування.

У таблиці 3.2 наведено результати прогнозування, що були отримані за допомогою п'ятифакторної моделі Альтмана [12] та розробленої моделі нейронної мережі з блоком NALU (3.6)-(3.10). Попри випробування моделі з блоком NALU при різних значеннях гіперпараметрів, вона досягала значення міри $F1$ -score не більше 46%. Міра $F1$ визначається наступним чином [29]:

$$F1 = \frac{2P \cdot R}{P + R}, \quad (3.13)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP}; R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3.14)$$

де TP (true positives) – кількість правдивих позитивних прогнозів,

FP (false positives) – кількість неправдивих позитивних прогнозів,

FN (false negatives) – кількість неправдивих негативних прогнозів.

Передбачалося, що в наборі даних був присутній шум у формі прихованих змінних, які неможливо було передбачити. Наприклад, підприємство з певними фінансовими показниками могло покращити свій статус у наступному році після фінансового звіту, тоді як інше підприємство з аналогічними параметрами могло не здійснити позитивні коригування у своїй політиці, залишаючись банкрутом. Таким чином, ми мали справу з випадковим вибором між банкрутством і успішним бізнесом за однакових фінансових показників.

Таблиця 3.2 – Гіперпараметри тренування NNNALUB (розроблено автором)

Назва гіперпараметру	Значення
Оптимізатор	Adam
Швидкість навчання α	1e-3
Розмір пакету (batch_size)	128
Кількість прихованих шарів (n_hidden)	3
Кількість нейронів у прихованих шарах (dim_hidden)	128

Запропонована модель нейронної мережі, яка інтегрує нейронні арифметичні логічні блоки (NALU), досягла більшого значення міри $F1$ у прогнозуванні банкрутства, що значно перевищує точність методу Z-оцінки Альтмана [12] і покращує результати методу, заснованому на нечітких множинах.

Вища продуктивність розробленої моделі пояснюється здатністю NALU обробляти «сирі» числові значення та виконувати необхідні арифметичні операції. Використання активаційної функції *mish* також покращило узагальнюючу здатність нейронної мережі у порівнянні з традиційною функцією *ReLU* (рис 3.4), як видно з проведено експерименту (див. табл. 3.3).

Таблиця 3.3 – Результати тренування та порівняння NNNALUB (розроблено автором)

Модель прогнозування банкрутства	Значення $F1$ -score (%)
П'яти-факторна модель Альтмана	16 %
Звичайний мультишаровий перцептрон	28%
NNNALUB з функцією активації ReLU	42 %
NNNALUB з функцією активації Mish	46 %

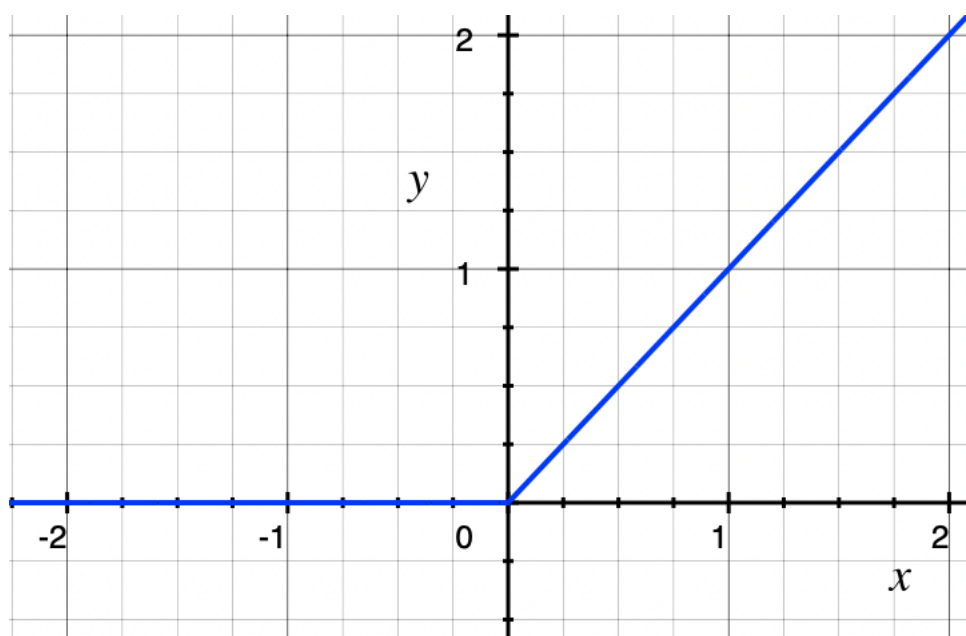


Рисунок 3.4 – Графік функції ReLU

Одержані результати мають як теоретичне значення, оскільки демонструють потенціал сучасних нейронних архітектур у покращенні точності оцінки

фінансових ризиків, так і практичне значення, оскільки інструмент з підвищеною точністю прогнозування надає командам, що управляють діяльністю підприємств, можливість вживати відповідні заходи для пом'якшення фінансових труднощів. Можливість точніше передбачати ризик банкрутства може допомогти організаціям забезпечити довгострокову стабільність та стійкість у динамічному економічному середовищі.

У свою чергу, нейронні арифметико-логічні одиниці (NALU) забезпечують можливість виконання таких операцій, як додавання, віднімання, множення та ділення, що критично важливо для фінансового аналізу. Функція активації *mish*, завдяки своїм властивостям, покращує генералізацію моделі та робить її більш стійкою до нестабільностей у даних, а також робить тренування нейромережі більш стійким до зникаючих градієнтів (*vanishing gradients*). Це дозволяє мережі ефективно навчатися на реальних фінансових даних, забезпечуючи високу точність прогнозування.

3.3 Нейронна мережа з блоком фазифікації для передбачення банкрутства підприємства

У даному підрозділі розглянуто другий підхід до оцінювання рівня ризику банкрутства, розроблений у рамках дисертаційного дослідження, який використовує нейронну мережу з блоком фазифікації.

Використання у нейронних мережах блоків NALU, на жаль, не призвело до значного покращення точності навчання при практичній реалізації. Тому виникла потреба в більш адаптивній та ефективній архітектурі, яка може не лише підвищити точність навчання мережі, але й впоратися з широким спектром фінансових сценаріїв, включаючи ситуації з відсутніми даними. Крім того, більшість, якщо не всі, попередні рішення вимагають від користувача введення всіх параметрів, які використовує модель.

Наступна модель має вирішити ці проблеми шляхом вдосконалення моделі нейронної мережі з блоком NALU (NNNALUB) та використання блоку фазифікації

(фазифікатора) Fuzzified Neural Network for Bankruptcy (FNNB). Мета використання цього блоку у нейронній мережі полягає в створенні моделі, яка може ефективно імітувати приблизну (нечітку) арифметику для виявлення складних фінансових коефіцієнтів та взаємозв'язків без обчислювальних витрат, пов'язаних з блоками NALU, і, зокрема, без необхідності вводити всі фінансові показники, що використовуються моделлю.

Для досягнення вищезазначених аспектів, було створено більш гнучкий, ефективний та досить точний інструмент для оцінки ризику банкрутства підприємства.

Оскільки подавати необроблені дані в нейронну мережу для передбачення банкрутства не є кращим вибором, було запропоновано перетворювати необроблені числа на нечіткі значення через розроблені спеціальні блоки фазифікатора. При цьому модель повинна мати здатність використовувати базову арифметику.

У роботі [30] було досліджено потужність векторів вкладень для оптимальної категоризації необроблених чисел, що сприяє більш швидкому навчанню мережі. Вектори вкладень (іншими словами, вектори фазифікації) були вперше запропоновані Бенджіо та ін. для вивчення представлень слів у мовних моделях.

Розглянемо модель, що використовує спеціальний механізм, який отримав назву «нейро-гнучкий» механізм [31]. Перший шар у розробленій вдосконаленій моделі є блоком фазифікатора. Нечітке представлення вхідних даних, оброблених фазифікатором, дозволяє вхідним параметрам бути невизначеними. Це корисно в сценаріях, коли підприємство не має всіх підготовлених або обчислених фінансових показників. Використовуючи вищезазначені механізми, можна назвати модель FNNB «гнучкою».

Розглянемо деякі математичні аспекти роботи фазифікатора. Варто пам'ятати, що один блок фазифікації оброблює дані тільки одного фінансового показника, тому надамо приклад тільки для одного фінансового параметру.

По-перше, кожен фінансовий параметр ($x \in R$) перетворюється на нечітке представлення, а саме в h -вимірний вектор $\bar{\mu} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_h)$:

$$\mu_i = 1 - \tanh \left[\left(\frac{x - L_i}{s_i} \right)^2 \right], \quad (3.15)$$

$$s_i = \text{relu}(L_i) * \sigma(W_i) + \delta, i = \overline{1, h}, \quad (3.16)$$

де

h – кількість інтервалів (або «рівнів») фазифікації,

$$\text{relu}(x) = \max(0, x), \sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$

$W = (W_1, W_2, \dots, W_n)$ – вектор ваг на вході блоків фазифікації,

$L = (L_1, L_2, \dots, L_h)$ – вектор з центроїдами L_i функції належності μ_i по осі x ,

$s = (s_1, s_2, \dots, s_h)$ – вектор параметрів, що контролюють розширення функцій належності μ_i по осі x ,

$\delta = 10^{-5}$ – параметр, що запобігає діленню на 0 у знаменнику формули (3.15).

На рис. 3.5 подано приклад графіків нечітких функцій належності μ_i виду (3.15) при $h = 3, L_1 = 0.4, L_2 = 0.6, L_3 = 1.3, s_1 = 90, s_2 = 30, s_3 = 10$.

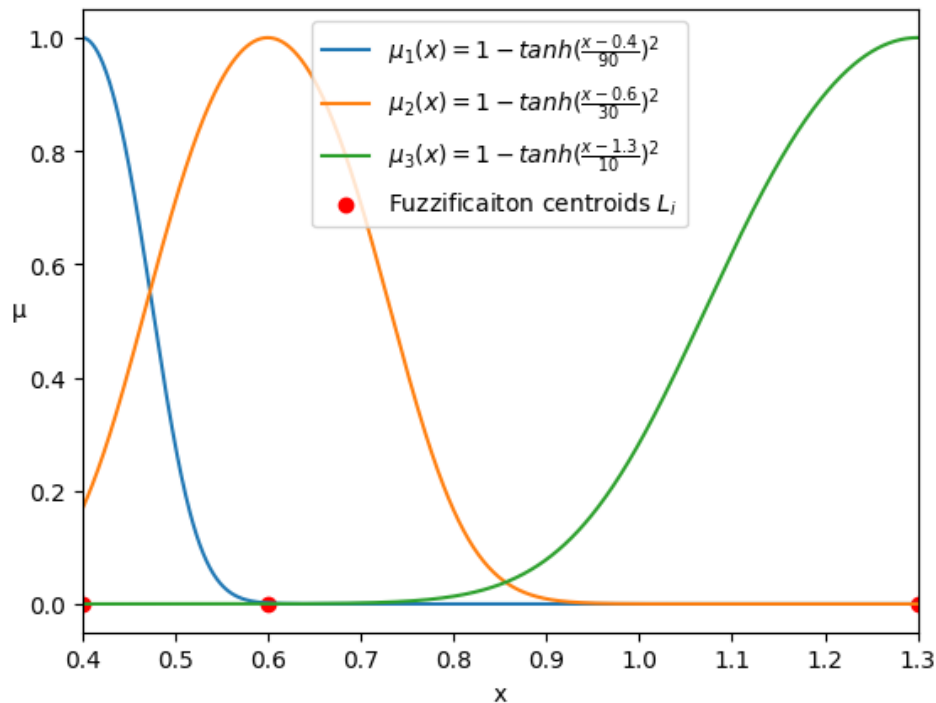


Рисунок 3.5 – Приклад графіків нечітких функцій належності виду (3.15)

при $s_1 = 90, s_2 = 30, s_3 = 10$ [розроблено автором]

На рис. 3.6 подано приклад переведення числа $x = 5 \in [2; 8]$ в 3-х вимірний вектор, а саме $\mu(5) = (0; 1; 0.3)$.

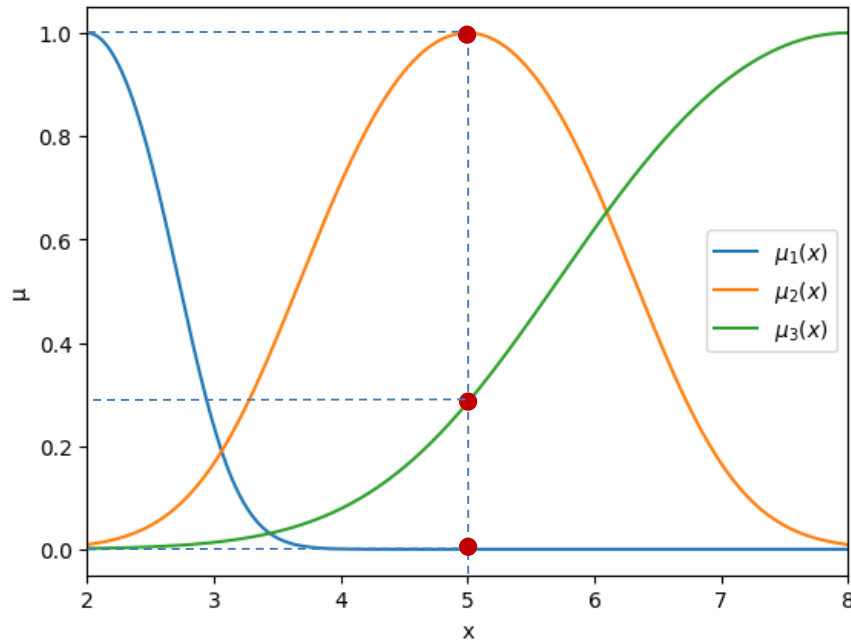


Рисунок 3.6 – Приклад переведення «сірого» числа в 3-х вимірний нечіткий вектор [розроблено автором]

Вектор $\bar{\mu}$ представляє собою набір чисел, де $\mu_* \in [0; 1]$, при цьому кожен елемент цього вектору представляє собою міру належності x до певного чіткого значення з множини $L = (L_1, L_2, \dots, L_h)$, де чіткі точки L_i визначаються за допомогою сортування, як показано далі.

Позначимо множину вхідних даних (датасет) як $D = \{D_{j,k}\}$, де $j = \overline{1, m}$ позначає індекс компанії (рядок) в датасеті, а $k = \overline{1, n}$ позначає індекс фінансового параметру X_k (стовпець) в датасеті. Пам'ятаємо, що один фазифікатор оброблює тільки один фінансовий показник, тому візьмемо для наочності тільки один фіксований стовпець k з датасету D , елементи якого позначимо як $P = \{P_j\} = \{D_{j,k}\}, j = \overline{1, m}$, це може бути будь-який стовпець датасету D . Для знаходження L_i при фіксованому i ($i = \overline{1, h}$), спочатку вектор P сортується за зростанням і рівномірно береться h значень з нього:

$$P^{sort} = sortAscending(P), \quad (3.17)$$

$$step = \left\lfloor \frac{\|P\|}{h} \right\rfloor, \quad (3.18)$$

$$L_i = P^{sort}_{i*step}, \quad (3.19)$$

де

$\|P\|$ – кількість елементів у векторі P ,

h – кількість інтервалів (або «рівнів») фазифікації,

L_i – конкретне чітке значення, належність до якого представляє функція $\mu_i(x)$, $i = \overline{1, h}$.

На рис. 3.7 показано, що процедура виду (3.17)-(3.19) визначає центроїди L_i рівномірно з всього спектру значень фінансового параметру X_k .

У результаті виконання операцій за формулами (3.17)-(3.19) визначаються центральні точки L_i для функції належності $\mu_i(x)$, тобто $\mu_i(L_i) = 1$ (див. рис. 3.4), враховуючи базовий розподіл фінансових значень P .

Дана процедура повторюється для кожного фазифікатора k в нейромережі, відповідно з використанням стовпця $D_{*,k}$ для підрахунку параметрів $L^{(k)}_i$ ($i = \overline{1, h}$) саме цього фазифікатора k .

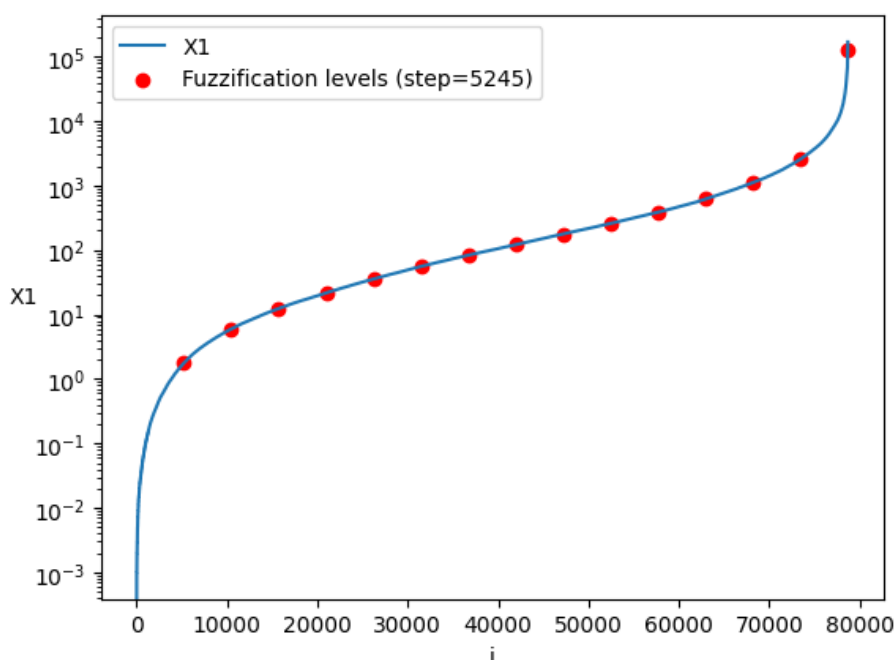


Рисунок 3.7 – Графік посортованих значень стовпця X1 з використаного датасету
[розроблено автором]

Якщо набір даних P містить багато малих значень і лише кілька великих значень, цей алгоритм гарантує, що нечітка функція належності міститиме детальні центри для малих значень P . Нейромережевий блок фазифікації вивчає лише коригування масштабу (через параметр \bar{s}). Нехай $\alpha = \frac{1}{s_i}$ буде помножено на центральну точку (див. (3.15)) для розширення відношення великих величин і стиснення малих величин у цьому алгоритмі вибору найкращих центральних точок для нечіткої функції належності, що враховує базовий розподіл фінансових значень P . Тоді можна сказати, що α покращує точність моделі, оскільки було виявлено потрібне покращення швидкості навчання з цими коригуваннями масштабу.

Модель FNNB (рис. 3.8) представляє собою гібридну архітектуру, що поєднує елементи нечіткої логіки та нейронних мереж, де вхідні параметри спочатку проходять через фазифікатори (перетворення чітких значень у нечіткий формат), потім їхні виходи об'єднуються шаром конкатенації, після чого дані обробляються глибокою нейронною мережею, що складається з трьох повторюваних блоків (лінійний шар + функція активації Mish), завершується мережа вихідним лінійним шаром та функцією активації Softmax, генеруючи вихідний вектор $y = (y_1, y_2)$, де y_1 визначає рівень відсутності банкрутства, а y_2 визначає рівень ризику банкрутства підприємства, $y_2 = 1 - y_1$. Архітектура блоку фазифікації представлена в додатку Г (рис. Г.4).

Нечіткі значення потім об'єднуються і подаються до загальновідомого мультишарового перцептронну через послідовність звичайних шарів з функцією активації *mish* [17]. Кожен шар містить 128 нейронів.

Вихід моделі – це вектор $y = (y_1, y_2)$, де y_1 визначає рівень відсутності банкрутства, а y_2 – рівень ризику банкрутства підприємства, $y_2 = 1 - y_1$.

Якщо параметр X_k не має відношення до оцінки банкрутства, або мінімально впливає на нього, нечіткий перетворювач навчиться виводити нуль або значення близьке до нуля. Це означає, що якщо користувач не має конкретного значення цього параметра, то його можна обнулити як параметр з невизначеним значенням.

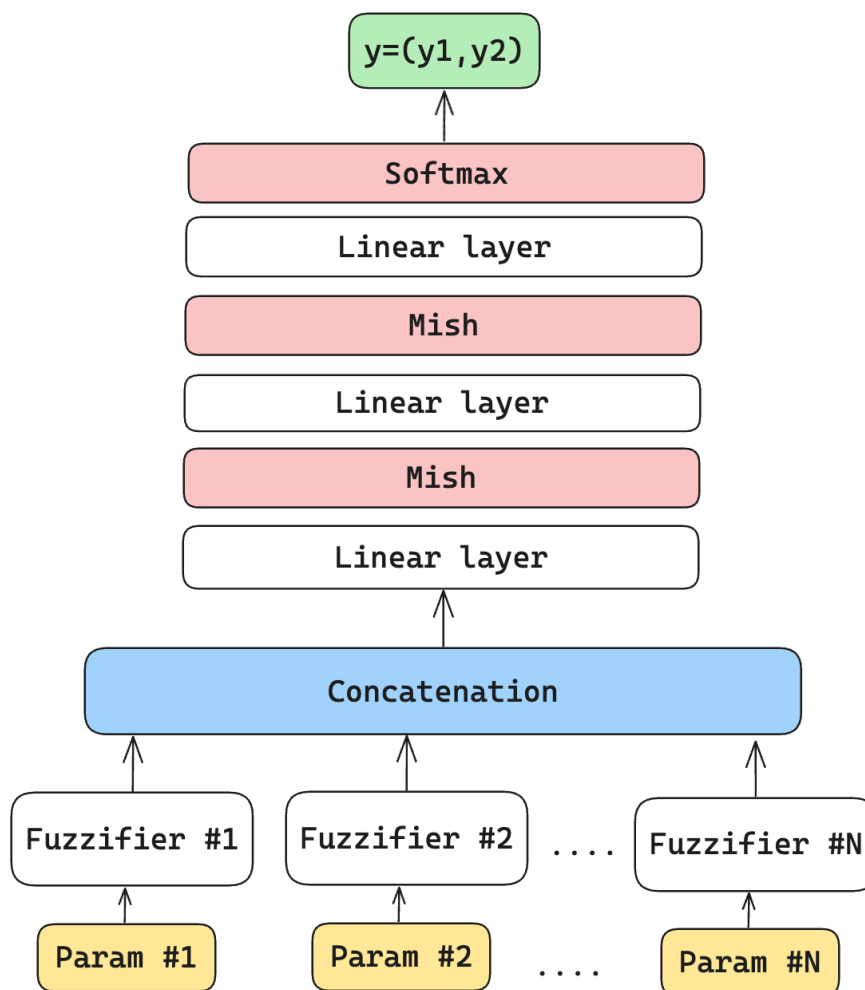


Рисунок 3.8 – Модель нейронної мережі з фазифікатором [розроблено автором]

Як і в п. 3.2 для експериментального дослідження моделі нейронної мережі FNNB було використано набір даних «US Company Bankruptcy Prediction Dataset», доступний на платформі Kaggle [21], і містить 78682 записів, які складаються з 18 стовпців параметрів (фінансових показників).

Щоб побачити, наскільки важливими є параметри (фінансові показники) для передбачення банкрутства, розраховано міру впливу фінансових параметрів X_i на цільову змінну (рівень ризику банкрутства) [32] (рис. 3.9). Дана діаграма розрахована за допомогою функції `mutual_info_classif` у бібліотеці «sklearn» на мові Python. Взаємна інформація між двома випадковими величинами – це невід’ємна величина, яка вимірює залежність між величинами. Вона дорівнює нулю тоді і тільки тоді, коли дві випадкові величини є незалежними, а більші значення означають більшу залежність. Функція спирається на непараметричні методи, засновані на оцінці ентропії за відстанями k найближчих сусідів [32].

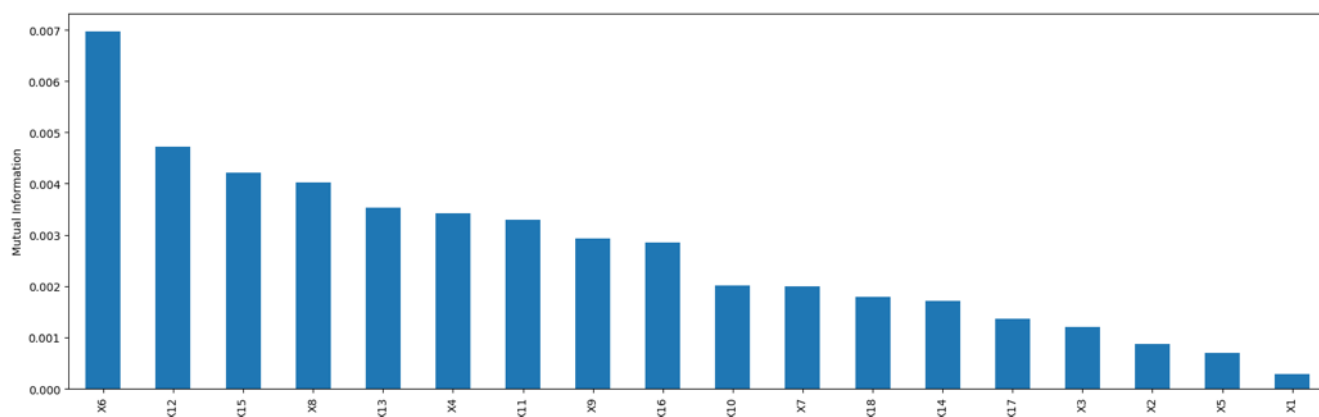


Рисунок 3.9 – Вимірювання ентропії залежності між фінансовими показниками та рівнем ризику банкрутства [розроблено автором]

Модель FNNB була навчена протягом 40 епох з гіперпараметрами з таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Гіперпараметри тренування FNNB (розроблено автором)

Назва гіперпараметру	Значення
Оптимізатор	Adam
Швидкість навчання α	1e-3
Розмір пакету (batch_size)	256
Кількість прихованих шарів (n_hidden)	3
Кількість нейронів у прихованих шарах (dim_hidden)	128

Таблиця 3.5 відображає ефективність прогнозування 5-факторної моделі Альтмана та FNNB. Експерименти показали, що модель FNNB перевершує модель NNNALUB і досягає кращих показників, покращуючи якість прогнозування на 7% за F1-показником (таблиця 3.5). Це демонструє, що нечітке перетворення справді впливає на ефективність конвертації необроблених чисел у вектори фазифікації, що сприяє покращенню можливостей узагальнення та арифметичних обчислень.

Таблиця 3.5 – Результати тренування та порівняння FNNB (розроблено автором)

Модель прогнозування банкрутства	Значення F1-score (%)
П'ятифакторна модель Альтмана	36%
Звичайний мультишаровий перцептрон	28%
Модель NNNALUB	46%
Модель FNNB	53%

Як видно з результатів експерименту, представлений метод оцінки ризику банкрутства підприємств на базі моделі FNNB є більш точним та гнучким порівняно з моделлю NNNALUB та альтернативними методами, такими як Альтман [12]. Моделі FNNB також надає можливість прогнозувати рівень ризику банкрутства у ситуації, коли користувачі мають менше показників, ніж у наборі даних, на якому навчалася модель.

Модель FNNB демонструє, що представлення числових вхідних даних у нечіткий формат є ефективним методом передачі інформації в нейронні мережі. Використання функції активації Mish та розроблених блоків фазифікації дозволило досягти узагальнення даних та підвищити точність прогнозування рівня ризику банкрутства для наданого набору даних.

3.4 Нейронна мережа для передбачення банкрутства підприємства з використанням трансформерів

Трансформери – це інноваційна архітектура нейронних мереж, яка здійснила революцію в обробці послідовностей даних, особливо в сфері обробки природної мови. Їх особливість полягає у використанні механізму самоуваги (self-attention), представленого у 2017 році [33], що дозволяє моделі ефективно обробляти довгі послідовності, враховуючи контекст та взаємозв'язки між елементами. Трансформери значно покращили якість перекладу, генерації тексту, аналізу настроїв та інших завдань, пов'язаних з обробкою мови.

Механізм self-attention визначає ступінь «уваги», яку латентні вектори [34] поділяють між собою, тобто:

- кожен елемент вхідної послідовності (представлений як латентний вектор) «звертає увагу» на всі інші елементи послідовності;
- механізм уваги обчислює, наскільки кожен елемент повинен «зважати» на інші елементи при формуванні свого вихідного представлення;
- механізм дозволяє моделі враховувати контекст і взаємозв'язки між різними частинами вхідних даних, незалежно від їх позиції в послідовності.

Латентний або «прихований» вектор – це вектор у багатовимірному просторі дійсних чисел, кожен елемент якого закодує міру належності до окремого «концепту». У звичайних трансформених нейронних мережах поняття концентів вивчає нейромережа. У FNNB та FTNNB концепти – центроїдні точки, тому міра належності до них показує наскільки вхідне число належить до цього центроїду за формулою (3.15). Більш детально про латентні простори можна дізнатись у [34].

Кожен латентний вектор трансформується у вектори *query*, *key*, *value*. Інтуїтивно, *query*-матриця перетворює латентний вектор у «питання», на яке відповідають ті самі вектори, трансформовані за допомогою *key*-матриці. *Value*-матриця перетворює вектори у інформацію, яка може бути отримана з них при застосуванні *attention*-матриці. Цей механізм здійснив революцію в нейронних мережах, сприяючи створенню моделей GPT, здатних розуміти та ефективно обробляти текст, написаний людиною.

Архітектура, що використовує трансформери як основний компонент, на відміну від рекурентних нейронних мереж (Recurrent Neural Networks, RNN), дозволяє тренувати трансформерні моделі паралельно на площині прикладів тренування. У цьому розділі описано розробку архітектури моделі оцінки рівня банкрутства, аналогічної до BERT [35], з використанням блоку фазифікації, описаного у п. 3.3.

Механізм уваги (attention mechanism) у трансформерах – це ключова інновація, яка дозволяє створеній моделі ефективно обробляти послідовності даних, за допомогою зосередження на різних сегментах вхідної послідовності [33].

Розглянемо основні етапи роботи цього механізму.

Нехай задано послідовність токенизованих вхідних даних R кількістю N в латентному просторі розмірності M , яка може варіюватись від 128 до 8192, або більше.

1. Для кожного елемента («токену») $x_i = (x_{i,j}) \in R$ ($i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$) створюються три вектори: запит (*query*), ключ (*key*), значення (*value*) і для їх обробки застосовується перетворення, що й в лінійних шарах нейронних мереж:

$$Q = xW_q + b_q; K = xW_k + b_k; V = xW_v + b_v, \quad (3.20)$$

де $x = \{x_{i,j}\}$ – матриця, кожен рядок якої – це окремий токен у формі латентного вектору з вхідної послідовності R ($i = \overline{1, N}$, а j – індекс елементу латентного вектору),

Q, K, V – матриці, у яких кожен рядок відповідно являє собою запит, ключ і значення відповідного вхідного токена,

W_q, W_k, W_v – матриці вагів (параметри мережі),

b_q, b_k, b_v – векторів зміщень (параметри мережі),

2. Обчислюється міра S «схожості» або «відповідності» між запитом ($Q_{k,*}$) елемента та ключом ($K_{m,*}$) для всіх $k, m \in 1..N$.

$$S = QK^T. \quad (3.21)$$

3. На основі цієї сумісності формуються ваги (attention-матриця) для значень всіх елементів:

$$B_i = \sigma(S_{i,*}), \quad (3.22)$$

де σ – оператор softmax – це функція активації, яка перетворює набір чисел (логітів) у дискретний розподіл імовірностей:

$$\sigma(\bar{x})_i = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^M e^{x_j}}, \quad (3.23)$$

$$\sum_{i=1}^M \sigma(\bar{x})_i = 1. \quad (3.24)$$

4. Вхідні токени, перетворені у «значення» (V), трансформуються у бажаному напрямку у векторному просторі за допомогою attention-матриці B :

$$A = BV, \quad (3.25)$$

де матриця A має таку саму форму, як і матриця вхідних даних x .

Архітектура трансформерів включає в себе ключовий компонент «Multi-Head Attention» $MultiHead(Q, K, V)$. Основна ідея цього підходу полягає в паралельному виконанні кількох механізмів уваги (attention) з подальшим об'єднанням їх результатів. «Attention head» можна розглядати як окремого мікроексперта, що працює тільки над частиною латентного простору за таким алгоритмом:

1. Для кожної attention-head k :

$$Q_{k,*,*} = Q * W_k^Q, \quad (3.26)$$

$$K_{k,*,*} = K * W_k^K, \quad (3.27)$$

$$V_{k,*,*} = V * W_k^V, \quad (3.28)$$

де W_k^Q, W_k^K, W_k^V – матриці розміром (d_{model}, d_k) – параметри моделі,

Q, K, V – матриці розміром (seq_len, d_{model}) ,

M – розмірність латентних векторів у вхідній послідовності $x_{i,j}$ ($j \in 1..M$),

h – кількість блоків attention-head,

seq_len – довжина вхідної послідовності,

$$d_k = \frac{M}{h}, \quad (3.29)$$

h – кількість attention head -блоків, $k \in 1..d_k$.

2. Обчислення attention для кожної attention-head:

$$head_k = Attention(Q_k, K_k, V_k), \quad (3.30)$$

де $Attention(Q, K, V)$ – формула (3.25).

3. Конкатенація результатів. Як відомо, тензор head має форму $(h, N, \frac{M}{h})$. Ця операція перетворює даний тензор у форму (N, M) , де з'єднуються всі тензори по 3-му гіперпростору, тим самим 1-й гіперпростір прибирається і одержується та форма, що мала місце на вході у трансформер:

$$MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, \dots, head_h). \quad (3.31)$$

4. На наступному етапі результати з попереднього кроку передаються до стандартного прихованого (hidden) лінійного шару, який виконує лінійне перетворення вхідних даних для подальшої обробки. В теорії, даний шар повинен надавати нейронній мережі змогу обчислювати деякі дані з вхідних токенів, у той час як механізм attention допомагає направляти вхідні токени в потрібні мережі підрахунку. Сказати що контретно робить даний шар дуже важко, оскільки нейронні мережі сприймають неструктуровану інформацію у нечіткому вигляді, для чого вони і призначені:

$$Y = MultiHead(Q, K, V) * W^O, \quad (3.32)$$

де W^0 – матриця розміром $(h * d_k, M)$ – параметри нейромережі,

Y – вихідна матриця послідовності розміром (N, M) .

На рис. 3.10 представлена архітектура нейронної мережі на базі трансформерів FTNNB для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства.

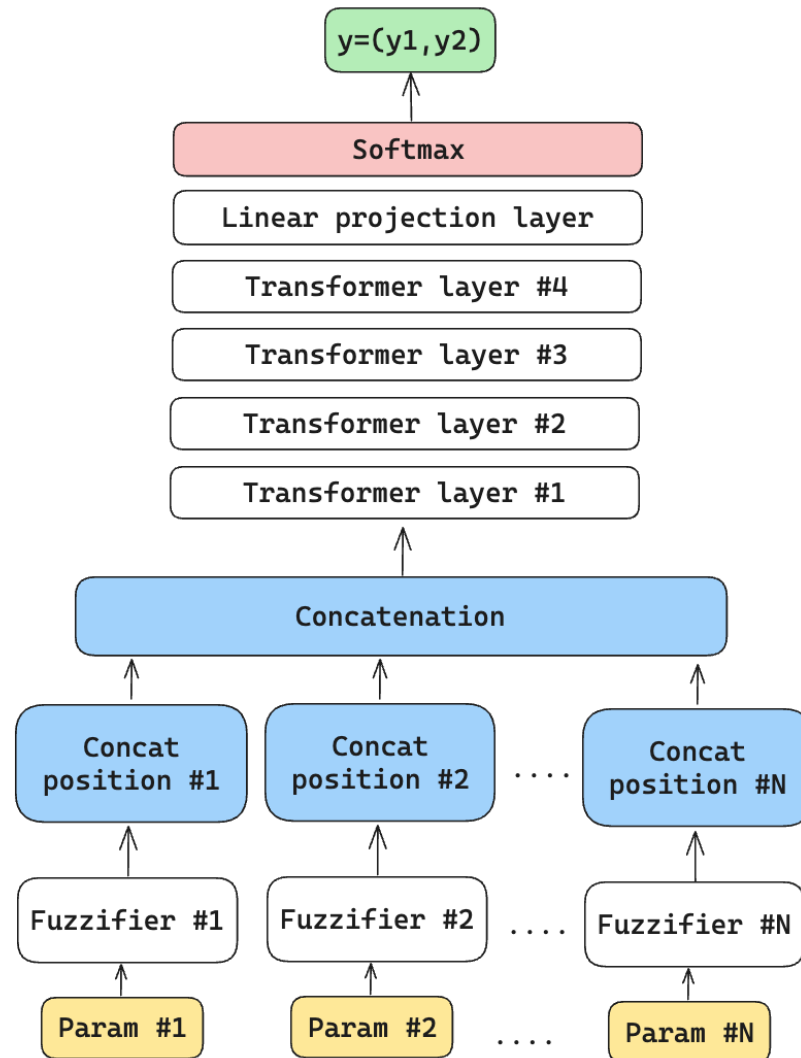


Рисунок 3.10 – Архітектура нейронної мережі на базі трансформерів FTNNB

для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства [розроблено автором]

До нейронної мережі FTNNB входять:

- фазифікатори (Fuzzifiers);
- блоки додавання позиційної інформації до токенів (Concat positions) (щоб

трансформеру було зрозуміле просторове представлення:

$$y_{i,*} = x_{i,*} + w_{i,*}, \quad (3.33)$$

де $x_{i,*}$ – компоненти вхідного токена x_i послідовності R , $w_{i,*}$ – ваги векторів позиційної інформації (параметри нейромережі);

- блок з'єднання всіх окремих виходів з фазифікаторів (Concatenation) (після додавання позиційної інформації);
- 4 послідовно розташованих шарів трансформеру (Transformer layer x 4);
- звичайний лінійний шар для перетворення латентного простору (Linear projection layer) розміром M у вектор логітів розміру 2;
- функція активації softmax для перетворень двох логітів у дискретний розподіл з двох елементів y_1, y_2 таких, що $y_1 + y_2 = 1$ і які відповідають на питання чи є банкрутство, чи ні).

Значення вхідних параметрів трансформерної моделі нейронної мережі FTNNB для оцінювання ризику банкрутства:

- кількість вхідних фінансових параметрів (in_params): 18;
- кількість рівнів фазифікації (F_levels): 32;
- розмірність латентного простору (M): 50 (18 вимірів відповідають за позиційну інформацію + 32 за фазифіковане число);
- кількість «attention head» (h): 5;
- кількість шарів трансформеру (N_trans): 4;
- розмірність прихованих шарів (N_hidden): 64.

При цьому було здійснено модифікацією трансформерної мережі через перехід від активації ReLU до квадратичної активації ReLU (рис. 3.11) в блоці «прямого включення» (feed-forward) трансформера [36] – так називається звичайний лінійний шар типу (3.32) за термінологією нейронних мереж:

$$y = \max(0, x)^2, \quad (3.34)$$

де x – вхідний логіт.

При тренуванні трансформерів зазвичай застосовують планування навчальної швидкості [37]. У даній роботі застосовано планувальник лінійного спаду з розігрівом (linear_schedule_with_warmup) [38]. Це популярна стратегія планування швидкості навчання (learning rate scheduling) у глибокому навчанні, особливо при роботі з великими моделями, такими як BERT або GPT.

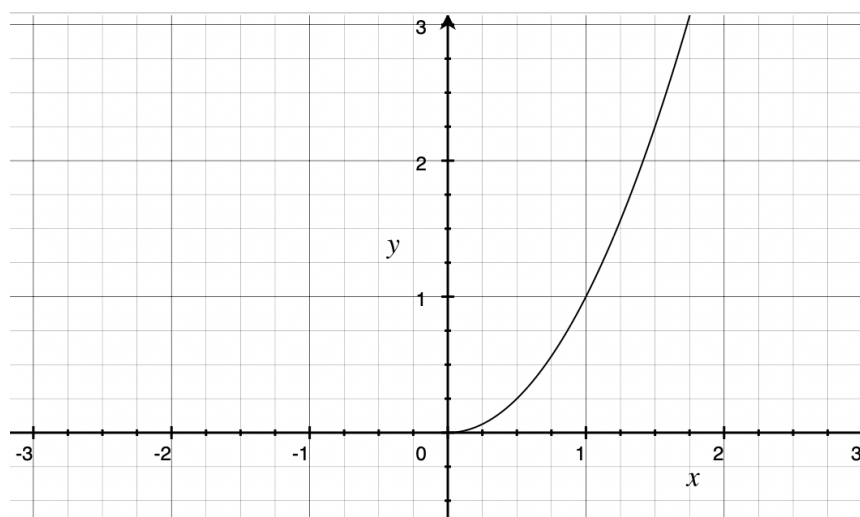


Рисунок 3.11 – Графік функції Squared ReLU

Фаза розігріву (warmup) полягає у наступному: на початку навчання швидкість навчання (learning rate) лінійно збільшується від дуже малого значення до заданого максимального значення. Це допомагає моделі поступово адаптуватися до даних і уникнути різких змін у вагах на початку навчання. Тривалість цієї фази зазвичай становить невелику частку від загальної кількості кроків навчання (наприклад, 10%).

Фаза лінійного спадання (linear decay): після досягнення максимального значення, швидкість навчання починає лінійно зменшуватися. Це зменшення відбувається до кінця навчання, де швидкість навчання досягає мінімального значення (часто близького до нуля).

Гіперпараметри тренування нейронної мережі вказано у таблиці 3.6, а результати тренування та порівняння у таблиці 3.7.

Таблиця 3.6 – Гіперпараметри тренування (розроблено автором)

Назва гіперпараметру	Значення
Оптимізатор	Adam
Швидкість навчання α	$5 * 10^{-4}$
Розмір пакету (batch_size)	128
Кількість нейронів у прихованому шарі (dim_hidden)	128
Кількість епох	250

Таблиця 3.7 – Результати тренування та порівняння (розроблено автором)

Модель прогнозування	Значення $F1$ -score (%)
П'ятифакторна модель Альтмана	36%
Модель NNNALUB	48%
Модель FNNB	53%
Модель FTNNB	85%

Процес тренування нейронної мережі показано на рис. 3.12 та 3.13, де зображено графіки моніторингу експерименту, а саме графіки метрики валідації точності прогнозування банкрутства ($test_f1$) та цінової функції ($train_loss$)

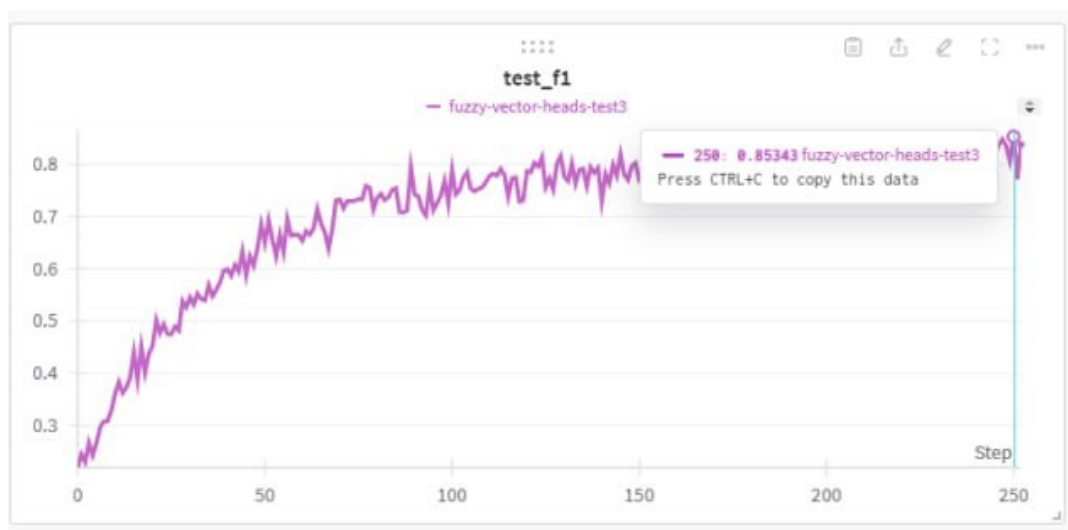


Рисунок 3.12 – Графік зміни точності F1 в процесі тренування трансформера
[розроблено автором]



Рисунок 3.13 – Графік зміни значення цінової функції в процесі тренування трансформера [розроблено автором]

Як можна бачити з таблиці 3.7, показник $F1$, що відповідає за точність прогнозування банкрутства, для трансформерної моделі FTNNB (85%) значно краще за результат фазифікованої моделі FNNB на основі мультишарового перцептрону (53%).

3.5 Створення, тренування та експорт нейронних моделей оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства

Для інформаційної системи, що розроблялась у межах дисертаційного дослідження, було реалізовано 3 основні моделі архітектур нейронних мереж для оцінювання рівня ризику банкрутства:

- модель нейронної мережі з блоком NALU (NNNALUB);
- модель нейронної мережі з фазифікаторами (FNNB).
- модель нейронної мережі з трансформером (FTNNB).

Для створення моделей було використано бібліотеку PyTorch. Всі архітектури нейронних мереж подано в додатку Г (рис. Г.5).

Реалізація тренування нейронної моделі представлено на рис. 3.14.

```
def train_epoch(net, opt: Optimizer, loader: DataLoader):
    net.train()

    for in_batch, tgt_batch in loader:
        out_logits = net(in_batch)

        loss = calc_loss(net, out_logits, tgt_batch, rebalance)
        opt.zero_grad()
        loss.backward()
        opt.step()
```

Рисунок 3.14 – Фрагмент коду базового тренування нейронної мережі
[розроблено автором]

При тренуванні був застосований механізм WeightedRandomSampler з бібліотеки PyTorch (рис. 3.15).

```
train_sampler = WeightedRandomSampler(train_weights, num_samples=len(train_weights))
loader = DataLoader(train_ds, sampler=train_sampler, batch_size=len(train_in), drop_last=True)
kan_train_in, kan_train_tgt = next(iter(loader))
```

Рисунок 3.15 – Фрагмент коду зваженої випадкової вибірки для тренування нейронної мережі [розроблено автором]

Це важливий інструмент, який надає можливість створювати вибірки з нерівномірним розподілом імовірностей [39]. Цей клас особливо корисний у ситуаціях, коли необхідно працювати з незбалансованими наборами даних або коли потрібно надати певним елементам більшу імовірність бути обраними під час навчання моделі. Принцип роботи даного класу базується на концепції зважених вибірок. Кожному елементу в наборі даних присвоюється певна вага, яка визначає його відносну важливість або імовірність вибору. Ці ваги можуть бути встановлені на основі різних критеріїв, таких як частота класу в незбалансованому наборі даних, складність прикладу або будь-яка інша метрика, яка відображає бажану частоту вибірки елемента.

При створенні екземпляру `WeightedRandomSampler`, йому передаються ваги для кожного елемента в наборі даних, а також загальна кількість зразків, які потрібно згенерувати [39]. Механізм використовує ці ваги для створення розподілу імовірностей, з якого потім здійснюється вибірка. Важливо відзначити, що за замовчуванням даний механізм дозволяє повторення елементів у вибірці, та може бути корисним для забезпечення потрібної кількості менш представлених класів або прикладів. Використання зваженої вибірки може значно покращити робочий процес моделей машинного навчання, особливо у випадках з незбалансованими наборами даних. Наприклад, у задачах класифікації, де один клас значно переважає інші, використання зваженої вибірки може допомогти моделі приділити більше уваги менш представленим класам, що потенційно покращить загальну точність та узагальнюючу здатність моделі.

Реалізація зваженої вибірки в PyTorch оптимізована для ефективності. Вона використовує так званий алгоритм `alias method`, який дозволяє генерувати кожен зразок з часовою складністю $O(1)$ після початкової підготовки, яка займає $O(n)$ часу, де n – кількість елементів у наборі даних. У контексті глибокого навчання даний метод часто використовується у поєднанні з `DataLoader` PyTorch. Це дозволяє створювати невеликі набори даних, які відображають бажаний розподіл даних, що може бути критично важливим для ефективного навчання моделі, особливо в умовах обмежених або незбалансованих даних.

Для моніторингу тренування було використано сервіс «Wandb» [40]. WandB (Weights and Biases) – це потужна платформа для машинного навчання, яка стала невід’ємною частиною робочого процесу багатьох дослідників та розробників у галузі штучного інтелекту [40]. Ця платформа призначена для оптимізації процесу розробки, тестування та впровадження моделей машинного навчання. За допомогою WandB було зроблено експерименти з машинного навчання більш керованими, відстежуваними та ефективними. Одна з ключових функцій даної платформи – це автоматичне логування, що було використано для перевірки тренування мережі оцінювання банкрутства в реальному часі. Було відстежено різноманітні метрики, параметри моделей та інші важливі дані під час навчання. Це звільнило від необхідності писати власний код для збору цієї інформації, що значно зменшило імовірність помилок (рис. 3.16).

```
wandb.init(
    project="bankruptcy-risk",
    name=f"fuzzy-vector-heads-{BATCH_SIZE}-2",
    config={
        "dataset": DATASET_NAME,
        "filtered": DATASET_FILTERED,
        "batch_size": BATCH_SIZE,
    }
)

for epoch in range(n_epochs):
    train_epoch(net, opt, loader)

    loss, f1, ss = eval(net)
    print(f"epoch #{epoch} loss {loss} test_f1 {f1} test_ss {ss}")

    wandb.log({
        "epoch": epoch,
        "train_loss": loss,
        "test_ss": ss,
        "test_f1": f1,
    })
```

Рисунок 3.16 – Фрагмент коду моніторингу показників тренування нейромережі естимації банкрутства [розроблено автором]

Візуалізація даних – сильна сторона WandB. За допомогою інтуїтивно-зрозумілого інтерфейсу для створення графіків, діаграм та інших візуальних представлень даних (рис. 3.17) було зроблено візуалізацію результатів з результатами цих досліджень. Це допомогло швидко виявляти тенденції, аномалії та потенційні проблеми в процесі навчання моделей оцінювання ризику банкрутства. У цій роботі WandB було інтегровано з популярним фреймворком машинного навчання PyTorch.



Рисунок 3.17 – Графіки тренування нечітких нейронних мереж у системі «Weights and Biases» [розроблено автором]

Як видно на рисунку 3.17, зліва можна бачити список експериментів, а справа графіки моніторингу експериментів, а саме графіки цінової функції (`train_loss`) та метрики валідації точності передбачення (`test_f1`).

Збереження параметрів нейронної моделі реалізовано за допомогою формату ONNX (рис. 3.18). ONNX можна порівняти з мовою програмування, що спеціалізується на математичних функціях [41]. Вона визначає всі необхідні операції, які потрібні моделі машинного навчання для реалізації функції виведення за допомогою цієї мови. Розробники ONNX мають на меті створити універсальну мову, яку можуть використовувати будь-які фреймворки машинного навчання для опису своїх моделей [41]. Перший сценарій – полегшити розгортання моделі машинного навчання у виробництві. Інтерпретатор ONNX (або середовище виконання) може бути спеціально впроваджений і оптимізований для цього завдання в середовищі, де він розгортається. За допомогою ONNX можна побудувати унікальний процес розгортання моделі у виробництві, незалежний від фреймворку навчання, який використовується для побудови моделі. ONNX реалізує середовище виконання на різних мовах програмування, яке можна використовувати для оцінки моделей ONNX і для оцінки операцій ONNX. Це призначено для прояснення семантики ONNX, а також для розуміння і налагодження інструментів і конвертерів ONNX. Вона не призначена для використання у виробництві, і продуктивність не є її метою.

```

rand_input = torch.randn(1, 18)
onnx_program = torch.onnx.dynamo_export(net, rand_input)
onnx_program.save("bankruptcy_classifier.onnx")

```

Рисунок 3.18 – Фрагмент коду експорту розробленої моделі у формат ONNX

[розроблено автором]

Розроблені нейромоделі було експортовано та збережено у папку «neuralmodel» за посиланням «AccountingSystem / BE / data-calculation-service / src / main / resources / neuralmodel» для подальшого використання у бекенд-системі (рис. 3.19). Кожен файл має розмір від 100 до 300 кілобайт, що є оптимальним для зберігання у папці ресурсів проекту.

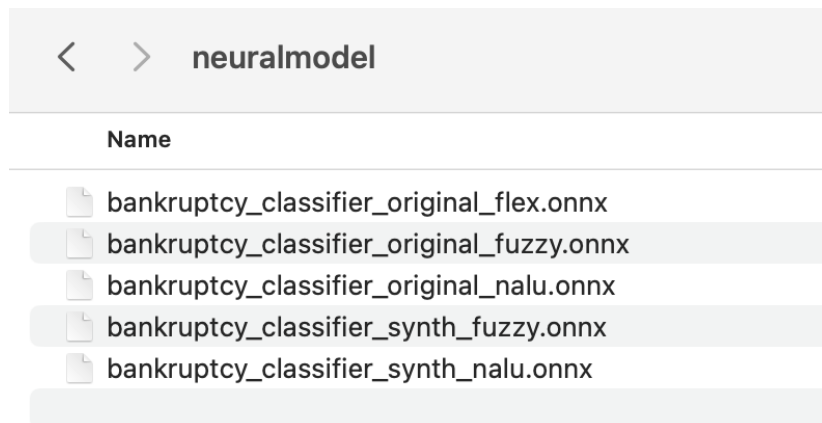


Рисунок 3.19 – Вигляд папки з файлами збережених моделей у форматі ONNX

[розроблено автором]

Також було зроблено дослідження точності передбачення банкрутства в залежності від кількості рівнів фазифікації (рис. 3.20).

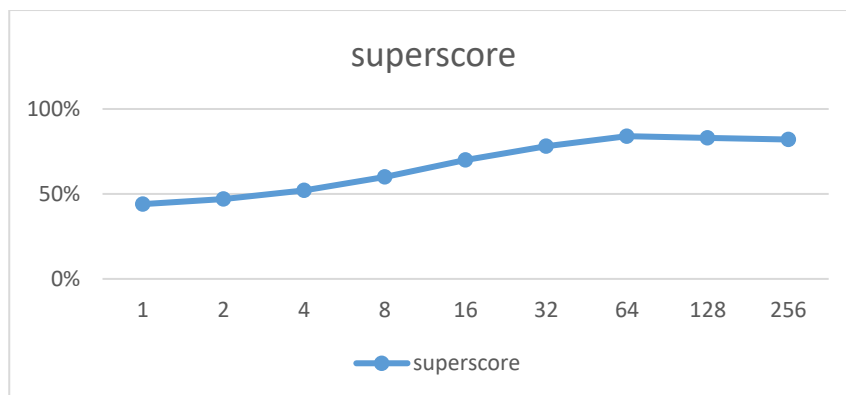


Рисунок 3.20 – Порівняння точності фазифікованих моделей (вісь X – кількість рівнів фазифікації, вісь Y – точність прогнозування банкрутства)

[розроблено автором]

Результати показали, що використання 64 рівнів фазифікації забезпечило оптимальну якість натренованої трансформерної нейромоделі.

3.6 Висновки до третього розділу

У даному розділі було розроблено та проаналізовано інноваційні підходи до передбачення банкрутства підприємства з використанням новітніх (станом на 2024 рік) методів машинного навчання. Основна мета полягала у створенні більш точних та надійних моделей прогнозування рівня ризику банкрутства підприємств, здатних ефективно обробляти сирі фінансові дані та враховувати складні нелінійні залежності, притаманні фінансовому аналізу.

Дослідження було мотивовано зростаючою потребою у більш досконалих інструментах оцінки фінансового здоров'я компаній в умовах динамічного та складного економічного середовища. Традиційні методи, такі як статистичний аналіз та експертні оцінки, часто виявляються недостатньо гнучкими для обробки великих обсягів даних та виявлення неочевидних закономірностей. У ході роботи були розроблені три основні моделі нейронних мереж: перша на основі нейронних арифметико-логічних одиниць (NALU), друга – з використанням спеціально-розробленого шару фазифікації і третя – з комбінацією блоків фазифікації та трансформерів.

Модель NNNALUB передбачення банкрутства підприємств на основі NALU показала здатність ефективно обробляти сирі фінансові дані, автоматично виявляючи та обчислюючи складні фінансові коефіцієнти. Це дозволило моделі «навчитися» важливим фінансовим показникам без попереднього програмування, що підвищило її адаптивність та здатність до узагальнення.

Модель FNNB передбачення банкрутства підприємств з шаром фазифікації продемонструвала особливу ефективність у роботі з невизначеностями та неточностями, притаманними фінансовим даним. Перетворюючи чіткі числові значення у нечіткі числа. Ця модель змогла краще впоратися з волатильністю фінансових показників та наявністю екстремальних значень.

Модель FTNNB поєднала переваги архітектури трансформерів і фазифікації. Використовуючи механізм self-attention для виявлення складних взаємозв'язків між фазифікованими фінансовими показниками, ця модель демонструє вищу точність прогнозування рівня ризику банкрутства підприємств на тестовій вибірці датасету порівняно з існуючими підходами, а також забезпечує підвищену стійкість до шуму в даних.

Всі розроблені моделі були навчені та протестовані на великому наборі даних, що містить інформацію про тисячі компаній, включаючи як фінансово стабільні, так і збанкрутілі підприємства.

Результати експериментів показали, що розроблені моделі оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств на базі нейронних мереж демонструють вищу точність прогнозування порівняно з методами дискримінантного аналізу та класичними нейронними мережами. Зокрема, нейронна модель FNNB досягла $F1$ -показника 53%, що є суттєвим покращенням порівняно з п'ятифакторною моделлю Альтмана та іншими альтернативними підходами. Модель FTNNB продемонструвала ще вищу точність за $F1$ -показником – 85%.

Результати досліджень третього розділу опубліковані в роботах [22, 23, 31, 42].

Список використаних джерел до розділу 3

1. Long, Y. Early warning analysis of company's financial risk based on Fuzzy Evaluation Method // Proceedings of the International Conference on Big Data Economy and Digital Management. 2022. DOI:10.5220/0011207900003440.
2. Kolesnikova, K., Mezentseva, O., Savielieva, O. (2021). Neural Network Imitation Model of Realization of the Business Analysis Process. In: Sharma, H., Gupta, M.K., Tomar, G.S., Lipo, W. (eds) Communication and Intelligent Systems. Lecture Notes in Networks and Systems, vol 204. Springer, Singapore. DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-16-1089-9_1

3. Neskorodieva T.V. Neural Network Models Ensembles for Generalized Analysis of Audit Data Transformations / T.V. Neskorodieva, E.E. Fedorov // LNNS. – 2022. – Vol. 344. – P. 263–279. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-030-89902-8_21 (Scopus)
4. V. Derbentsev, V. Babenko, O. Pushko, H. Obruch. Comparative Performance of Machine Learning Ensemble Algorithms for Forecasting Cryptocurrency Prices. International Journal of Engineering, 2021. Vol.34 (1). P. 140-148
5. Malanchuk, O. M., Tryhuba A. M., Pankiv O. V., Sholudko R. Y. Architecture of an Intelligent Information System for Forecasting Components of Medical Projects. Applied Aspects of Information Technology. 2023. Vol. 6 (4). P. 376–390. DOI: <https://doi.org/10.15276/aait.06.2023.25>
6. Матвійчук А. В. Нечіткі, нейромережеві та дискримінантні моделі діагностування можливості банкрутства підприємств / А. В. Матвійчук // *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці* : наук.-анал. журн. / М-во освіти і науки України, ДВНЗ «Київ. нац. екон. ун-т ім. Вадима Гетьмана» ; редкол.: А. В. Матвійчук (голов. ред.) [та ін.]. Київ : КНЕУ, 2013. № 2. С. 71–118. URL: <https://ir.kneu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/7ba13d8e-c694-4038-8623-b2ad26dceb92/content>
7. Trask A., Hill F., Reed S. E., Rae J., Dyer C., Blunsom P. Neural arithmetic logic units // Advances in neural information processing systems. 2018. Vol. 31.
8. Sola J., Sevilla J. Importance of input data normalization for the application of neural networks to complex industrial problems // Nuclear Science, IEEE Transactions on. 1997. Vol. 44. P. 1464-1468. DOI: 10.1109/23.589532.
9. Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J. Learning internal representations by error propagation // Tech. rep. ICS 8504. San Diego, California: Institute for Cognitive Science, University of California. Sept. 1985.
10. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-term Memory // Neural computation. 1997. Vol. 9. P. 1735-80.
11. Widmer G., Kubat M. Learning in the presence of concept drift and hidden contexts // Machine Learning. 1996. Vol. 23. P. 69–101.

12. Altman E. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // *Journal of finance*. 1968. Vol. 23, No. 4. P. 589-609.

13. Чибісова І., В.І. Методи оцінки та прогнозування банкрутства підприємств // *Наукові праці Кіровоградського національного технічного університету*. 2012. Т. 22 (2). С. 389–394.

14. Eisenbeis, R. A. Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics // *The Journal of Finance*. 1977. Vol. 32, No. 3. P. 875-900.

15. Premachandra et al. DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique // *European Journal of Operational Research*. 2009. Vol. 193, No. 2. P. 412-424.

16. Mihalovič, M. Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy Prediction // *Economics and Sociology*. 2016. Vol. 9, No 4. P. 101-118. DOI: 10.14254/2071-789X.2016/9-4/6.

17. Misra D. Mish: A self regularized non-monotonic activation function // *arXiv:1908.08681*. 2019.

18. Brownlee, Jason. A Gentle Introduction to the Rectified Linear Unit (ReLU). *Machine Learning Mastery*. URL: <https://machinelearningmastery.com/rectified-linear-activation-function-for-deep-learning-neural-networks> (дата звернення: 30.04.2025).

19. Ohlson J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy // *Journal of Accounting Research*. 1980. Vol. 18, No. 2. P. 109-131.

20. Ahn H., Kim K. Bankruptcy prediction modeling with hybrid case-based reasoning and genetic algorithms approach // *Applied Soft Computing*. 2009. Vol. 9, No. 2. P. 599-607.

21. Singh U. US Company Bankruptcy Prediction Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/utkarshx27/american-companies-bankruptcy-prediction-dataset> (дата звернення: 04.05.2025).

22. Шулаков В., Сіньковський А., Триус Ю. Інформаційна технологія генерування синтетичних медичних даних на основі нейронних мереж // *Актуальні проблеми медичної, біологічної фізики та комп'ютерних наук*. Матеріали

доповідей і виступів II Всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю, 7 квітня 2023 року. Вінниця: Едельвейс. С. 76-82.

23. Шулаков В., Сіньковський А., Триус Ю. Розподілена система генерування синтетичних медичних даних // Медико-технічна співпраця заради перемоги: Актуальні завдання медичної, біологічної фізики та інформатики. Матеріали доповідей і виступів III Всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю, 5-6 квітня 2024 року. Вінниця: Едельвейс. С. 29-33.

24. Visual Studio Code – Code Editing. Redefined. URL: <https://code.visualstudio.com/> (дата звернення: 04.05.2025).

25. Project Jupyter. URL: <https://jupyter.org> (дата звернення: 04.05.2025).

26. Welcome to Python.org. URL: <https://www.python.org> (дата звернення: 09.10.2024).

27. PyTorch. URL: <https://pytorch.org/> (дата звернення: 04.05.2025).

28. Kingma, D.P. Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv.org. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980> (дата звернення: 19.10.2024).

29. Sasaki Y. The truth of the F-measure. Teach Tutor Mater. 2007. Vol. 1.

30. Bengio Y., Ducharme R., Vincent P., Janvin C. A neural probabilistic language model // J. Mach. Learn. Res. 2003. Vol. 3. P. 1137–1155.

31. Sinkovskiy, A., & Shulakov, V. (2024). Developing a neuro-flexible mechanism of bankruptcy risk estimation based on conditional parameters. Technology Audit and Production Reserves, 4(2(78)), 20–23.

32. Kraskov A., Stogbauer H., Grassberger P. Estimating mutual information // Phys. Rev. E. 2004. Vol. 69.

33. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N. et al. Attention is all you need // Advances in neural information processing systems. 2017. Том 30. С. 1-12.

34. Y. Liu et al. Latent Space Cartography: Visual Analysis of Vector Space Embeddings / Computer Graphics Forum. 2019. T. 38, № 3. С. 67–78.

35. Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., Toutanova, K. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding // arXiv preprint. 2018. arXiv:1810.04805.
36. So, D., Mañke, W., Liu, H., Dai, Z., Shazeer, N., Le, Q. V. Searching for efficient transformers for language modeling // Advances in neural information processing systems. 2021. Том 34. С. 6010-6022.
37. Zhuang, B., Liu, J., Pan, Z., He, H., Weng, Y., Shen, C. A survey on efficient training of transformers // arXiv preprint. – 2023.
38. Hugging Face Transformers Documentation URL: https://huggingface.co/docs/transformers/en/main_classes/optimizer_schedules#transformers.get_linear_schedule_with_warmup (дата звернення: 16.11.2024).
39. Pytorch documentation. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/data.html> (дата звернення: 09.06.2020).
40. Weights & Biases: The AI developer platform. URL: <https://wandb.ai> (дата звернення: 09.06.2020).
41. ONNX Concepts. URL: <https://onnx.ai/onnx/intro/concepts.html> (дата звернення: 09.06.2020).
42. Sinkovskiy A., Shulakov V. Development of Fuzzified Neural Network for Enterprise Bankruptcy Risk Estimation // Technology Audit and Production Reserves. 2024. № 6(26). С. 19–22. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.306873>.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБКА ВЕБ-ОРІЄНТОВАНОЇ ІНФОРМАЦІЙНО-АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ ОЦІНЮВАННЯ РІВНЯ РИЗИКУ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВА

Однією з основних переваг веб-орієнтованих інформаційних систем є їх доступність та можливість інтеграції з іншими інформаційними системами підприємства. Це дозволяє оперативно збирати і аналізувати великі обсяги даних, що є критично важливим для прийняття своєчасних і обґрунтованих рішень.

У даному розділі розглянуто процес розробки веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи оцінювання рівня ризику банкрутства, а також проведено її тестування на основі реальних даних.

4.1 Архітектурне рішення та розробка веб-орієнтованої системи оцінювання ризику банкрутства підприємства на основі мікросервісів

В даному розділі детально описано основні модулі розробленої системи, підхід до тестування на різних рівнях, роль допоміжних мікросервісів для генерації даних та відтворення поведінки користувачів а також ключовий функціонал системи для оцінки ризику банкрутства з використанням методів мультиплікативного дискримінантного аналізу, нечіткої логіки та нейронних мереж.

Система реалізована з використанням мікросервісної архітектури, яка, порівняно з програмними продуктами, що використовують монолітну архітектуру, забезпечує значні переваги [1]. Однак такий підхід також вимагає врахування специфічних особливостей, які виникають під час розробки та можуть виникнути в процесі експлуатації.

Для створення фронтенд-сервісів було використано Angular, який надає гнучку платформу для розробки [2].

Кожен мікросервіс був ретельно продуманий для максимальної відповідності основним принципам, описаним Крісом Річардсоном [3]. Особливу увагу було приділено точному визначенню функціональних меж для кожного мікросервісу.

Такий підхід передбачає, що кожен мікросервіс виконує певну функцію, чітко обмежену його зоною відповідальності, що дозволяє мінімізувати взаємозалежність між сервісами та підвищити їхню автономію. Наприклад, виділено окремі сервіси для реєстрації користувачів та компаній, управління користувачами, управління опитуваннями, роботи з експертами, аналізу даних, створення звітів та інших ключових функцій, що надаються системою.

Така детальна сегментація не тільки спрощує розробку, тестування та розгортання окремих компонентів, але й сприяє ефективному масштабуванню та обслуговуванню системи в цілому. Кожен елемент системи може бути незалежно модифікований та оновлений з мінімальним ризиком впливу на інші складові системи. Це значно підвищує загальну гнучкість та надійність архітектури [4].

Графова база даних Neo4j та реляційна база даних PostgreSQL виконують різні функції і використовуються в різних мікросервісах, завдяки чому досягається оптимальна продуктивність та ефективність роботи системи. Neo4j є оптимальним рішенням для моделювання та побудови взаємозв'язків між даними, що критично важливо для аналізу складних ієрархічних та мережевих структур [5], [6]. Водночас, PostgreSQL забезпечує надійне управління транзакціями та зберігання структурованих даних, що робить її ідеальною для інших мікросервісів системи [7].

Всі мікросервіси, розроблені в рамках системи, можна умовно розділити на дві категорії:

- основні мікросервіси, що реалізують ключові функціональні можливості веб-орієнтованої системи;
- додаткові мікросервіси, що виконують допоміжні функції.

У свою чергу, мікросервіси, що забезпечують основний бізнес-функціонал, також можна розділити на два типи [8]:

- *stateful*, які зберігають стан між запитами;
- *stateless*, які не потребують зберігання стану між запитами.

До мікросервісів, які зберігають інформацію між запитами (Stateful), можна віднести наступні:

- Accounting Store Service (сервіс, який оперує даними компанії);
- Data Store Service (сервіс, який оперує даними компанії та користувача);
- Data Calculation Service (сервіс, який оперує даними, підготовленими для аналізу);
- Survey Data Service (сервіс, який збирає та зберігає всі результати опитувань);
- Survey Manager Service (сервіс, який відповідає за взаємодію між користувачем та опитуванням);
- Data Managing Service (сервіс, який оперує даними, отриманими як в результаті опитувань, так і після їх обробки за допомогою Data Analysis Service).

До мікросервісів, які не зберігають стан між запитами і в яких кожен запит обробляється незалежно (Stateless), можна віднести наступні:

- Accounting Service (сервіс для надання фінансових показників);
- Registration Service (сервіс реєстрації користувачів);
- Data Manager Service (сервіс управління даними);
- Accounting Manager Service (сервіс для управління фінансовими показниками);
- Survey Sender Service (сервіс для надсилання опитувань);
- Data Analysis Service (сервіс аналізу даних);
- Data Modeling Service (сервіс моделювання);
- Data Analytics Service (сервіс аналітики);
- Data Statistics Service (сервіс статистики);
- Planning Service (сервіс планування);
- Report Builder Service (служба створення звітів).

Спроектовану архітектуру у вигляді UML-діаграми [9] можна побачити на рис. 4.1.

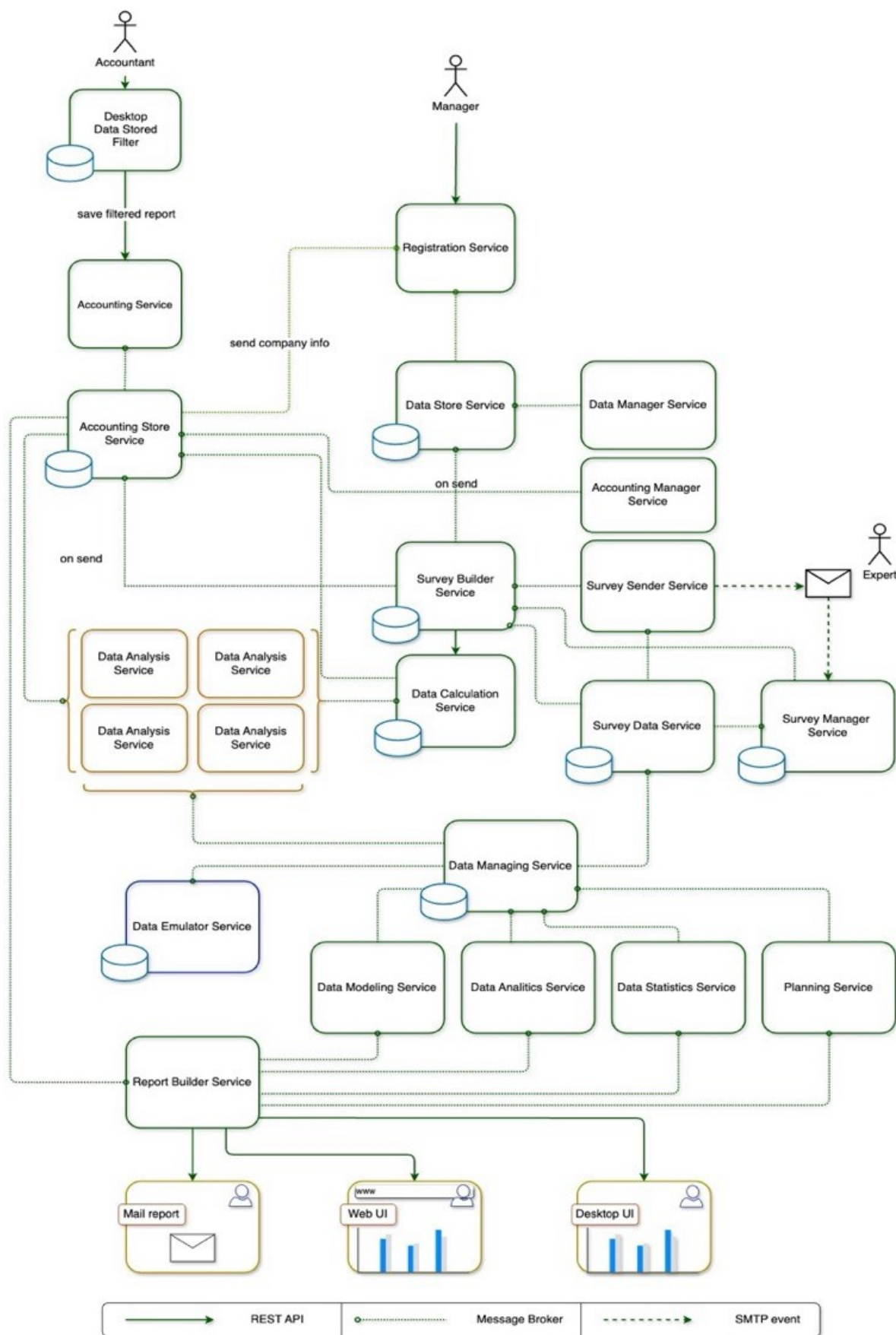


Рисунок 4.1 – Основна архітектура системи оцінювання ризику банкрутства підприємства [розроблено автором]

У свою чергу, з точки зору функціональності, всі мікросервіси можна розділити на наступні модулі:

- модуль обробки та зберігання даних, отриманих від користувача;
- модуль підтримки;
- модуль базової функціональності.

Існує також окрема група мікросервісів, які не належать до жодного з модулів, але їх наявність є критично важливою для забезпечення високої якості розробленої інформаційно-аналітичної системи. Такі мікросервіси як Data Emulator та Data Generator створюють додаткові можливості для тестування та підтримки системи.

Data Generator є одним із допоміжних мікросервісів. Він генерує синтетичні дані на основі існуючих. Це забезпечує створення даних, які максимально наближені до тих, що використовуються в реальному середовищі. Це дозволяє уникнути використання реальних даних, що є критично важливим з точки зору безпеки. Таким чином, Data Generator дозволяє тестувати систему в умовах, максимально наближених до реальних.

Data Generator взаємодіє з такими мікросервісами, як Accounting Store Service, Survey Manager Service та Survey Service (рис. 4.2). Основою мікросервісу Data Generator є бібліотека Synthetic Data [10]. Саме завдяки цій бібліотеці генеруються дані, максимально наближені до тих, що використовуються в реальному середовищі. При використанні Data Generator для тестування необхідно відключити функціонал, який відправляє повідомлення одержувачам за допомогою SMTP (рис. 4.2). З метою ізоляції тестового середовища та забезпечення повного контролю над процесом розсилки повідомлень було налаштовано власний SMTP-сервер, що дозволило уникнути надсилання тестових повідомлень до реальних користувачів та забезпечити повну симуляцію поштової інфраструктури.

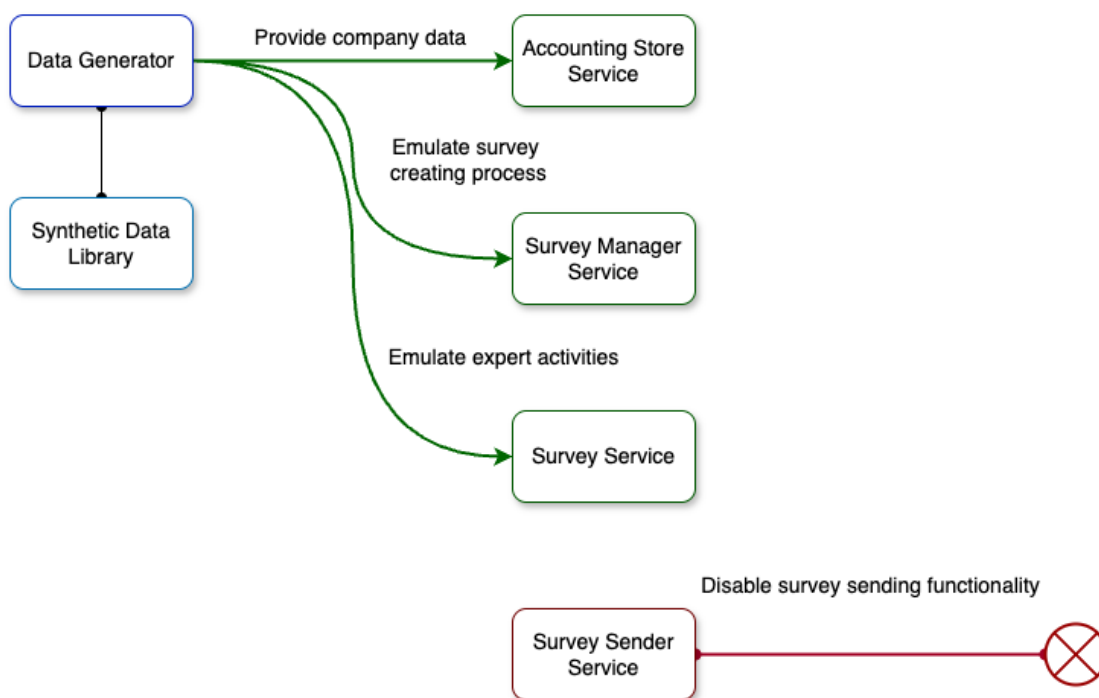


Рисунок 4.2 – Зв’язок мікросервісу Data Generator з мікросервісами, що забезпечують основний функціонал для кінцевого замовника
[розроблено автором]

Мікросервіс Data Emulator виконує важливу функцію емуляції даних, необхідну для довготривалих тестів, і взаємодіє лише з компонентом Data Managing Service (рис. 4.3).

Однією з ключових функцій Data Emulator є відтворення сценаріїв отримання даних, як від експертів, так і від менеджерів. Завдяки цьому стало можливим моделювання поведінки реальних користувачів і бізнес-процесів, що є надзвичайно важливим для тестування системи в умовах, близьких до реальних.

Data Emulator надає можливість налаштування різних параметрів емуляції, включаючи регулювання обсягу даних, швидкості їх генерації, типу даних та інших ключових характеристик, що впливають на кінцеві показники. Ці налаштування забезпечують повну відповідність специфічним вимогам процесу тестування.

Завдяки своїм функціональним можливостям Data Emulator є важливим інструментом для тестування системи.

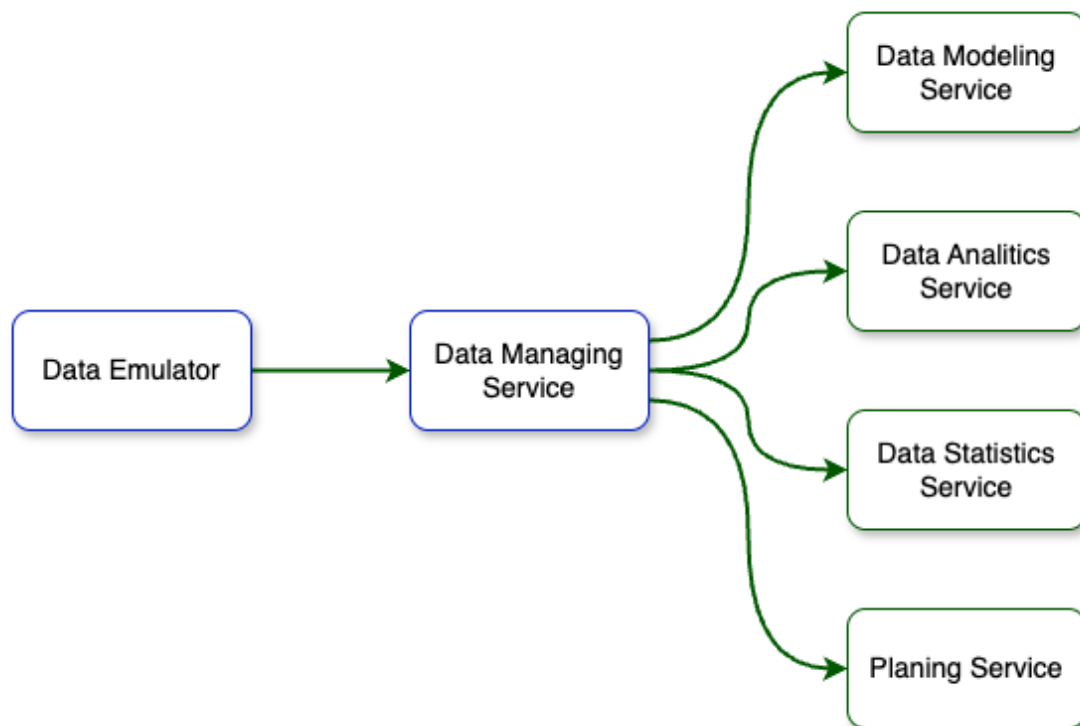


Рисунок 4.3 – Зв’язок мікросервісу Data Emulator з мікросервісами, що забезпечують основний функціонал для кінцевого замовника

[розроблено автором]

Розроблена система забезпечує реалізацію наступних функцій:

- реєстрація, авторизація та аутентифікація користувачів;
- введення даних, що характеризують фінансово-економічний стан підприємства;
- побудова опитувань, а також отримання та зберігання відповідей;
- аналіз кількісних та якісних показників бізнес-процесів;
- гнучке налаштування параметрів моделі ризику банкрутства підприємства;
- оцінка рівня ризику банкрутства підприємства з використанням методів нечіткої логіки;
- оцінка рівня ризику банкрутства підприємства з використанням нейронної мережі, розробленої для аналізу фінансових показників та прогнозування імовірності банкрутства;

- оцінка рівня ризику банкрутства підприємства з використанням нейронної мережі імовірності банкрутства; надання рекомендацій щодо усунення виявлених проблем;
- інтерпретація отриманих результатів аналізу за допомогою штучного інтелекту;
- створення звітів.

При розробці взаємодії з фронтенд-сервісом використовувалась специфікація OpenAPI [11]. OpenAPI дає змогу точно й оперативно визначити контракт HTTP-взаємодії з сервісом і згенерувати відповідний код, який може бути інтегрований як на стороні сервера, так і на стороні клієнта. На рисунку 4.4 показано веб-інтерфейс специфікації OpenAPI для мікросервісу Survey Data Service, де представлені можливі запити.

survey			^
POST	/v1/survey/{surveyUuid}/calculate-results	Performs calculation across all expert assessments of particular survey.	v
GET	/v1/surveys	Returns specific page of the survey list.	v
GET	/v1/survey/{uuid}	Returns survey by uuid.	v
GET	/v1/expert/{recipientUuid}/average-qualification	Returns accumulated average qualification of the specified expert.	v
assessment			^
GET	/v1/survey/{surveyUuid}/calculate-assessment-results	Performs calculation across all expert assessments of particular survey.	v
GET	/v1/assessment	Returns assessment of specific survey by specific recipient	v
survey-template			^
GET	/v1/survey-templates	Returns all survey templates.	v

Рисунок 4.4 – Веб-інтерфейс специфікації OpenAPI для мікросервісу Survey Data Service [розроблено автором на основі [11]]

Система забезпечує комплексний підхід до визначення рівня ризику банкрутства підприємства, використовуючи сучасні методи аналізу та прогнозування. Кожен мікросервіс має чітко визначену відповідальність, дотримуючись принципу Single Responsibility [12], що ілюструється на рис. 4.5, де сервіс оперує обмеженим набором таблиць.

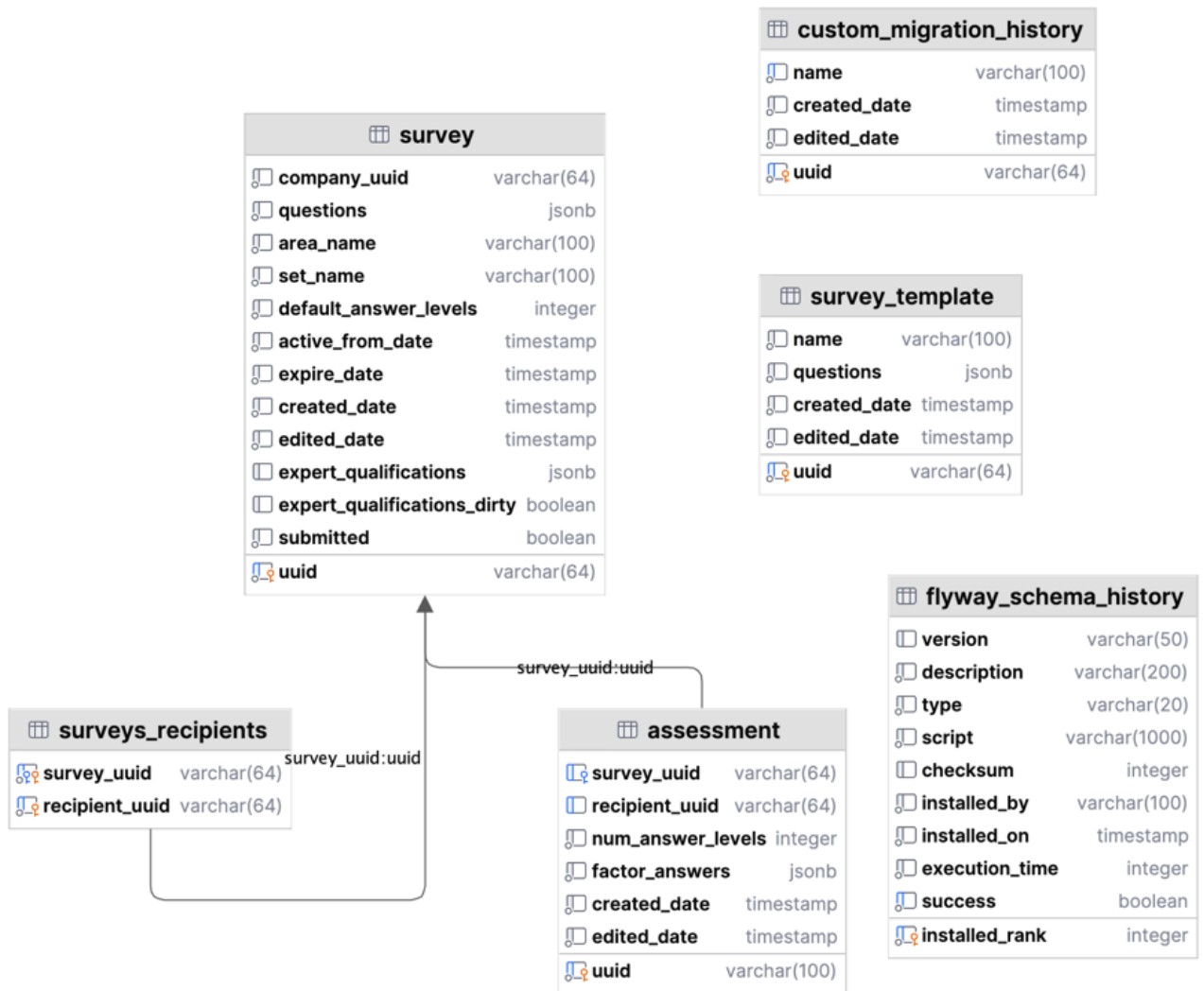


Рисунок 4.5 – Діаграма бази даних мікросервісу Survey Data Service
[розроблено автором]

У структурі бази даних реалізовано контроль версій схем за допомогою інструменту Flyway [12]. Flyway – це засіб версіонування баз даних, який забезпечує автоматизоване управління міграціями шляхом виконання SQL-скриптів або Java-скриптів у визначеній послідовності. Історія застосованих змін зберігається у системній таблиці `flyway_schema_history`, що дозволяє відслідковувати, відтворювати та перевіряти відповідність схеми бази даних в різних середовищах [12].

Для обліку власних або нерегулярних змін використовується окрема таблиця `custom_migration_history`, яка доповнює стандартний механізм Flyway та забезпечує більшу гнучкість в адмініструванні схеми.

Для тренування нейронних мереж система BRP комунікує зі спеціально розробленою програмою «network-trainer-client» (рис. 4.6), що встановлюється на «комп'ютер-працівник» або сервер з потужними обчислювальними можливостями.

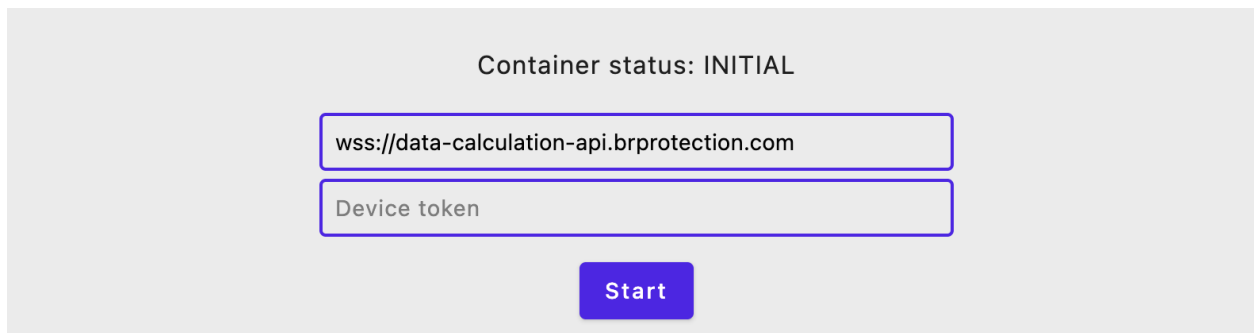


Рисунок 4.6 – Вікно програми «network-trainer-client» [розроблено автором]

Крім того, завдяки гнучкому налаштуванню сервісу «network-trainer-client» його можна інтегрувати із системою BRP. Для підключення використано протокол WSS (WebSocket Secure), який, в свою чергу, працює на протоколі TCP. Для авторизації використовується спеціальний «device-token», що генерується в адмін-панелі BRP.

Сервіс написаний з використанням мови програмування Kotlin та фреймворку Jetpack Compose Multiplatform. Для його запуску необхідно встановити Docker. Програмне забезпечення підтримує сумісність із Windows 10, Windows 11, більшістю Linux-дистрибутивів та macOS.

Після натискання кнопки «Start» програма для тренування нейромереж працює наступним чином:

1. Створюється контейнер, що містить всі потрібні залежності, які будуть встановлено в сам контейнер для тренування, а саме Python, бібліотеки для нього і скрипт-контролер тренування, а також, якщо є можливість, бібліотеки CUDA для потужних комп'ютерів з відеоприскорювачами від компанії NVIDIA.
2. Запускається створений контейнер.
3. Контейнер підключається до серверу BRP за адресою «wss://data-calculation-api.brprotection.com» і підтримує зв'язок.
4. Сервер аутентифікує комп'ютера-робітника за наданим токеном.

5. Скрипт-контролер кожні дві секунди запитує нові завдання по тому ж WebSocket-каналю.

6. Якщо завдання з'явилося, сервіс перестає запитувати завдання та починає виконувати тренування за наданими скриптами тренування та кожну секунду або дві відправляє серверу BRP статус тренування нейромережі.

7. Після закінчення тренування сервіс відправляє серверу по WSS вже натреновану мережу у вигляді ONNX-файлу, що містить ваги (параметри) мережі.

8. Продовжується цикл з п.5.

Особливої уваги заслуговує сторінка пристроїв в адміністративній панелі. Для відображення статусів пристроїв (online/offline) та прогресу навчання фронтенд надсилає запити до бекенд сервісів кожні дві секунди, використовуючи режим keep-alive протоколу HTTP. Цей режим підтримує TCP-з'єднання з визначеним тайм-аутом, що дозволяє зменшити навантаження та кількість відповідей сервера на запити. Наразі браузері підтримують HTTP 1.1 – саме з цієї версії всі з'єднання є постійними, а використаний на бекенді фреймворк Spring за замовчуванням використовує тайм-аут 60 секунд.

4.2 Впровадження механізмів підвищення надійності та безперервності роботи системи

Незважаючи на прогрес у розробці відмовостійких систем оцінки ризиків банкрутства підприємств, все ще існує низка невирішених питань [13]:

- Забезпечення стабільної інтеграції та синхронізації даних з різних джерел в умовах нестабільного з'єднання.
- Розробка та використання алгоритмів, здатних динамічно реагувати на зміну структури запитів та обсягів даних.
- Підтримка узгодженості даних між різними компонентами системи.
- Розробка та використання методів швидкого та безболісного відновлення системи.

– Визначення можливих сценаріїв поведінки системи під навантаженнями на основі історичних даних та поточного стану системи.

Автоматичне масштабування мікросервісів є важливою складовою забезпечення стабільної роботи системи при високих навантаженнях. Це дозволяє динамічно адаптувати ресурси до поточних потреб, забезпечувати ефективне використання та підтримувати високу продуктивність. Основним підходом до автоматичного масштабування є використання технології контейнеризації та оркестрування, наприклад, Kubernetes [14]. Kubernetes забезпечує автоматичне масштабування на основі метрик використання ресурсів, таких як процесор, оперативна пам'ять та інші [14]. Це дозволяє системі швидко реагувати на зміни навантаження, автоматично додаючи або видаляючи екземпляри мікросервісів в залежності від потреб системи в даний момент часу [14].

На рисунку 4.7 показана схема автоматичного масштабування в кластері Kubernetes (k8s). Ключові елементи цієї системи масштабування [15]:

Master node – містить конфіденційні дані ETCD та значення Helm, які керують загальною конфігурацією кластера;

Worker nodes – вузли, які забезпечують розгортання та виконання pods (контейнерів);

Deployment – являє собою розгортання додатку, яке включає pod 1 та pod 2, з можливістю масштабування до pod Max;

Pod Autoscaler – компонент, який автоматично регулює кількість подів у розгортанні;

Metrics service – сервіс, який збирає метрики з подів і надає їх автоскалеру;

Metrics target utilization – визначає цільові показники використання ресурсів, на основі яких приймаються рішення про масштабування.

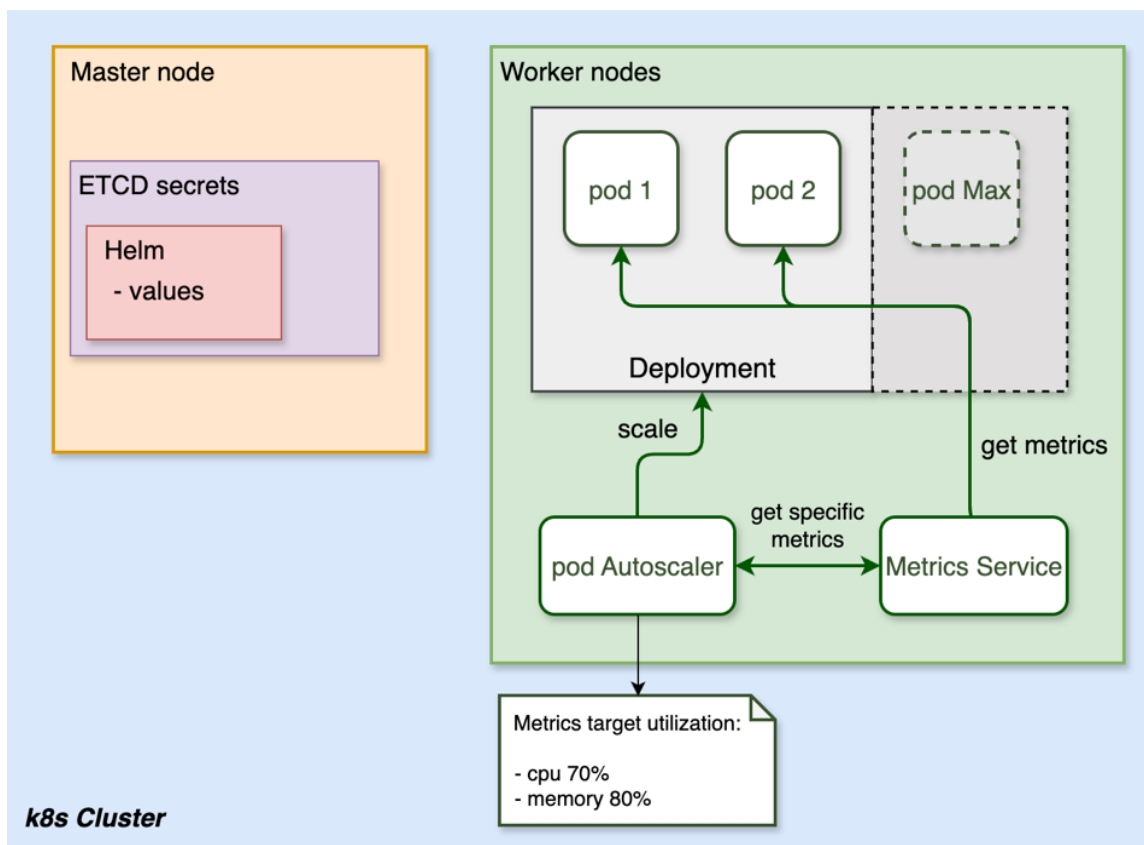


Рисунок 4.7 – Діаграма автоматичного масштабування системи оцінювання банкрутства підприємства [15]

Також одним з основних елементів балансування навантаження є налаштування перевірок стану контейнерів, так як Kubernetes регулярно перевіряє їх стан і автоматично виключає з балансування навантаження ті, які не проходять ці перевірки [16].

Реалізація механізму масштабування показана на рис. 4.8, де описано процес масштабування для одного з ключових мікросервісів системи, що відповідає за формування опитувань (Survey Builder Service). У цьому випадку максимальна кількість контейнерів дорівнює 6, а мінімальна – 1. Сервіс Метрик (рис. 4.8) збирає дані про використання ресурсів контейнерів. Основними метриками, на які орієнтується pod Autoscaler, це використання процесора і оперативної пам'яті. Якщо використання ресурсів перевищує або не досягає цільових показників, pod Autoscaler ініціює процес масштабування (рис. 4.8). Deployment автоматично створює або видаляє контейнери згідно з командами pod Autoscaler, цей процес підтримує оптимальне використання ресурсів і забезпечує ефективне автоматичне

масштабування, дозволяючи кластеру адаптуватися до змін навантаження та оптимізувати використання ресурсів.

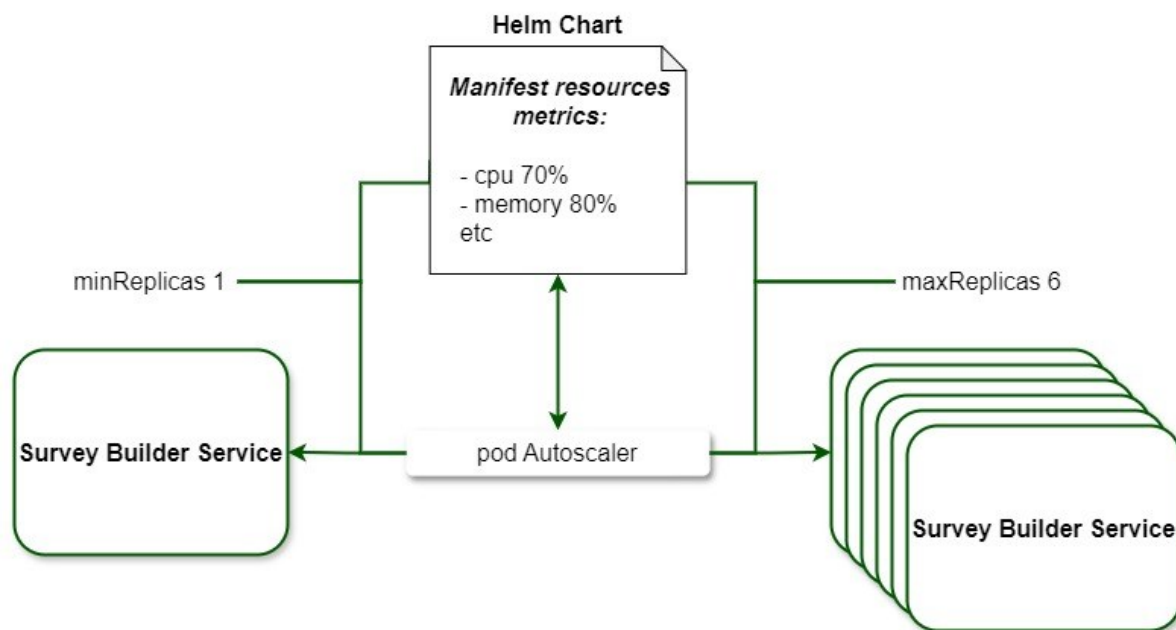


Рисунок 4.8 – Діаграма автоматичного масштабування Survey Builder Service
[розроблено автором]

Забезпечення контролю над помилками, які можуть виникнути під час роботи програми, є важливою складовою сучасних інформаційних систем. Micrometer, Prometheus та Grafana є ключовими інструментами для цього процесу, оскільки вони дозволяють досліджувати та аналізувати метрики системи в реальному часі, надаючи корисну інформацію у зручному форматі для виявлення проблем, пов'язаних як з бізнес-логікою, так і з ресурсами, необхідними для ефективного функціонування системи [17].

Крім того, інструмент Sentry використовується для швидкого виявлення та реагування на помилки [17]. Його використання дозволяє в режимі реального часу відстежувати та реєструвати помилки, які виникають у різних частинах системи. Це сприяє швидкому виявленню та виправленню проблем.

Також, для ефективного та швидкого реагування на помилки в систему було інтегровано стек ELK (Elasticsearch, Logstash і Kibana) [17]. Використання ідентифікатора трасування (trace id), доданого до системи для кращого відстеження інформації між мікросервісами, дозволило прискорити пошук помилок, та надало можливість відстежити їхній шлях і причини виникнення, незалежно від того, в

якому мікросервісі вони з'явилися. Це забезпечило комплексний аналіз даних від одного мікросервісу до іншого, сприяючи швидкому виявленню і усуненню проблем та підвищенню загальної відмовостійкості системи [18].

Для забезпечення високої пропускної спроможності основних мікросервісів, у яких спостерігалось зниження продуктивності при високих навантаженнях, було здійснено перехід від синхронного до асинхронного підходу (рис. 4.9). Цей перехід було реалізовано шляхом впровадження технології WebFlux для мікросервісів, написаних на Java [19]. Для мікросервісів, розроблених на мові Kotlin, було використано фреймворк Kotlin Coroutines [19]. Такий підхід є реалізацією event-driven архітектури [20].

Kotlin Coroutines – це потужний інструмент для асинхронного програмування, який дозволяє писати асинхронний код у послідовному стилі [19]. Це істотно спрощує розробку та обслуговування комплексу асинхронних операцій, що робить код більш читабельним і менш схильним до помилок. Співпрограми дозволяють ефективно керувати потоками виконання, що особливо важливо у високонавантажених системах.

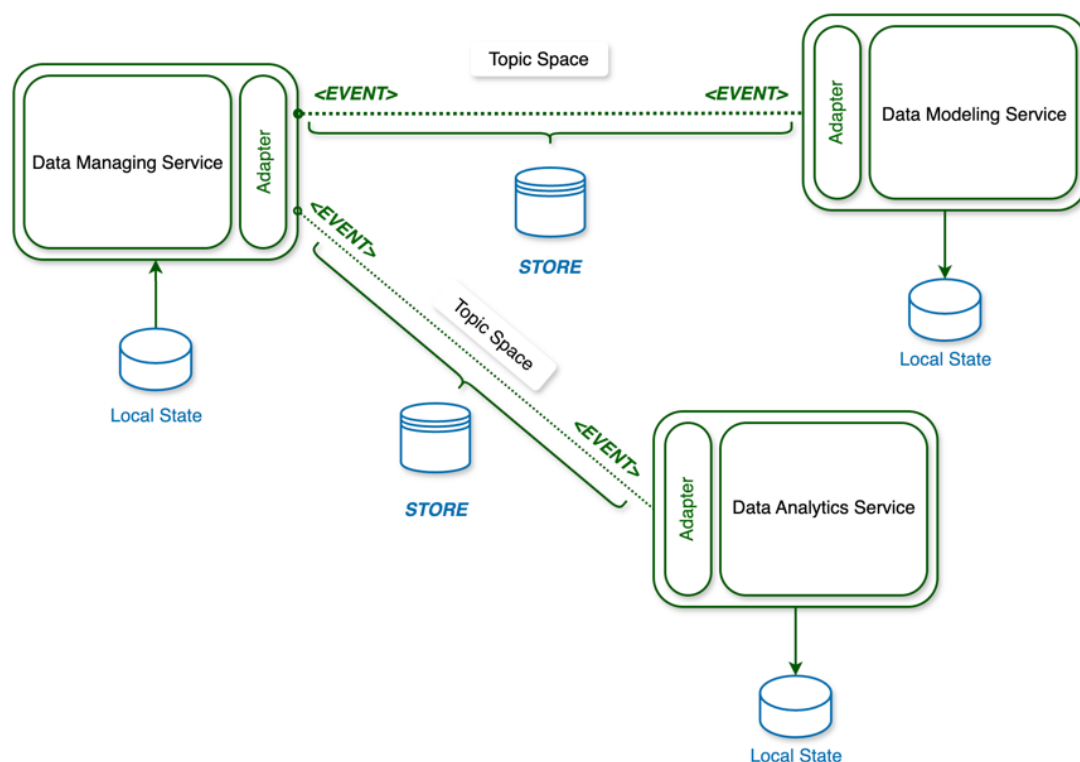


Рисунок 4.9 – Фрагмент event-driven архітектури сервісів системи
[розроблено автором]

Однією з ключових переваг Kotlin Coroutines є можливість легкого масштабування застосунків без значного збільшення ресурсу споживання [19]. На відміну від традиційних потоків, coroutines дозволяють створювати тисячі паралельних операцій без суттєвого навантаження на систему [19]. Це особливо важливо для архітектури мікросервісів (рис. 4.10), де ефективне управління ресурсами є ключовим фактором. Завдяки вбудованим можливостям структурованого паралелізму стало можливим ефективніше керувати життєвим циклом асинхронних операцій, що призвело до підвищення стабільності та надійності системи в цілому [19].

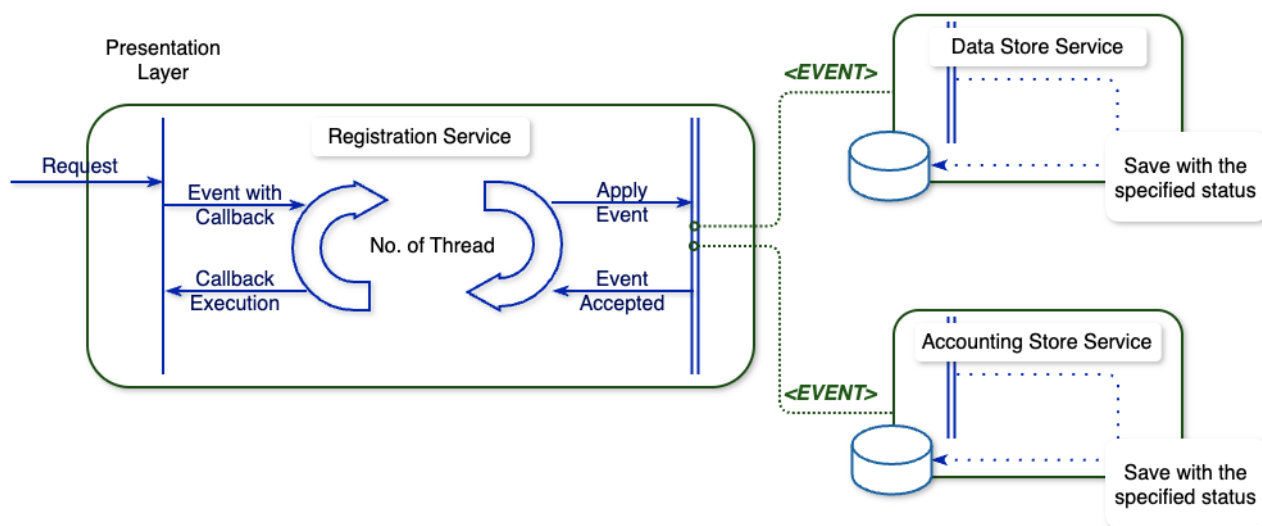


Рисунок 4.10 – Діаграма асинхронної взаємодії між сервісами на прикладі процесу реєстрації користувача в системі [розроблено автором]

Це дозволило істотно розвантажити обчислювальні ресурси системи, зменшити затримки обробки запитів і покращити загальну ефективність використання ресурсів в цілому. Це також сприяло оптимізації керування паралельними процесами і призвело до зменшення часу очікування для користувачів та зменшити часу відгуку системи.

Реалізація патерну Circuit Breaker є ключовим елементом у забезпеченні стійкості системи оцінки ризику банкрутства до каскадних відмов [21]. Цей патерн дозволяє системі залишатися функціональною, навіть якщо окремі служби частково недоступні.

Це дозволило систематично відстежувати успішність запитів до кожного мікросервісу [21]. Для керування моментом спрацьовування Circuit Breaker використовується механізм порогових значень для кількості невдалих запитів або тайм-ауту, після досягнення якого ініціюється процес активації.

Реалізація патерну Circuit Breaker в розробленій системі базується на бібліотеці Resilience4j, що ефективно інтегрується з Spring Framework і забезпечує гнучке налаштування конфігурації [21]. Кожен екземпляр Circuit Breaker налаштовується індивідуально з параметрами, оптимізованими під конкретні умови роботи кожного сервісу.

Наприклад, для служби Survey Builder Service встановлюються наступні параметри:

- Поріг відмови – 50% запитів протягом 1 хвилини.
- Час очікування у відкритому стані – 1 хвилина.
- Кількість дозволених запитів у напіввідкритому стані – 5.

Використання Circuit Breaker значно збільшило стійкість системи до збоїв. Під час тестування були змодельовані різні сценарії, включаючи повну недоступність окремих послуг і затримки мережі. У всіх випадках система могла продовжити роботу, надаючи користувачам базову функціональність і поступово відновлюючись в міру нормалізації ситуації.

Реалізація асинхронного підходу покращила виконання окремих послуг, але це також ускладнило процес налагодження. Для вирішення цих завдань було реалізовано кілька важливих вдосконалень та інструментів, запропонованих в [22], а саме:

- Інтеграція Zipkin дозволяє візуалізувати виконання запитів в асинхронному середовищі, що сприяє ідентифікації недоліків та помилок у логіці обробки даних [23].
- Використання Jprofiler дозволяє глибше проаналізувати продуктивність для оптимізації [24].

Також потрібно враховувати, що розподілені транзакції є критично важливим аспектом забезпечення цілісності даних в архітектурі мікросервісів. Механізм

управління розподіленими транзакціями на основі моделі Saga, зокрема її хореографічна варіація, реалізована з метою координації складних бізнес-процесів, що охоплюють декілька мікросервісів. Цей шаблон надає можливість відхилити зміни у разі виникнення помилок на будь-якому етапі [25].

У хореографічній Saga відсутній центральний оркестрант; кожен мікросервіс самостійно виконує свою частину транзакції і ініціює наступні кроки у послідовності подій [25]. Це зменшує залежність від центрального компонента, що підвищує надійність і масштабованість системи.

Основні етапи реалізації хореографічної Saga [25]:

- Перший мікросервіс виконує свою частину бізнес-логіки і генерує подію для наступного мікросервісу;
- Кожен наступний мікросервіс, отримавши подію, виконує свою частину транзакції та надсилає подію наступному мікросервісу;
- У разі помилки будь-який мікросервіс може ініціювати виконання компенсаційних дій для відміни змін, зроблених попереднім мікросервісом.

Хореографічний шаблон Saga особливо корисний для систем, де обробка даних відбувається в територіально розподілених центрах [25]. Цей підхід дозволяє координувати складні бізнес-процеси, забезпечуючи послідовність отримання даних навіть у випадку збоїв.

Система оцінки ризиків банкрутства підприємства включає роботу як з кількісними, так і якісними показниками. Saga координує наступні кроки [25]:

- отримання кількісних і якісних показників шляхом опитувань;
- збір фінансових показників;
- агрегація та попередня обробка даних;
- застосування моделей для оцінки ризиків банкрутства;
- перевірка результатів;
- формування звіту.

У разі виникнення помилки на будь-якому етапі, Saga ініціює компенсаційні дії для вже виконаних кроків, забезпечуючи узгодженість даних у всій системі [25].

Saga є гарним вибором для забезпечення консистентності даних та узгодженості транзакцій. Відсутність централізованого оркестратора зменшує точку відмови та підвищує надійність [25]. Кожен мікросервіс самостійно виконує свою роль транзакції, що також дозволяє ефективно масштабувати систему яка легко адаптується до змін у бізнес-логіці та інфраструктурі. Була розроблена оптимальна хореографія розподілених транзакцій (рис. 4.11), призначена для системи оцінки ризиків банкрутства.

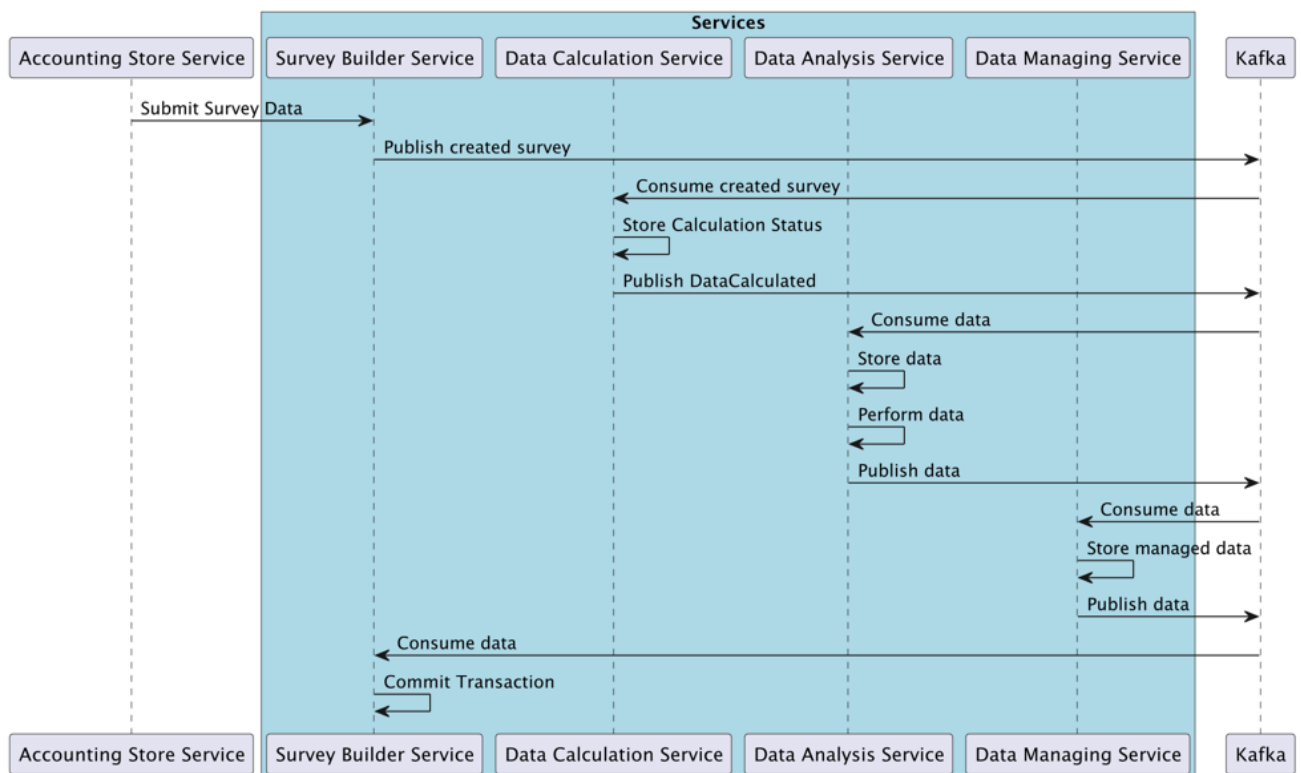


Рисунок 4.11 – Спроектована діаграма розподілених транзакцій системи за підходом Saga хореографічної [розроблено автором]

4.3 Комплексне тестування та перевірка функціональності системи оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства

Тестування та експериментальна перевірка є важливою складовою процесу розробки програмного забезпечення, особливо для складних систем, таких як веб-орієнтована інформаційно-аналітична система оцінки рівня ризику банкрутства підприємства. Ці етапи дозволяють не лише виявити та виправити потенційні

помилки і недоліки, але також підтверджують відповідність системи заявленим вимогам та її ефективність у виконанні своїх функцій.

У цьому розділі було розглянуто процес тестування розробленої системи, включаючи різні види тестів, що були проведені для забезпечення її надійності та функціональності.

Для забезпечення високої якості та надійності програмного продукту було застосовано комплексний підхід до тестування на різних рівнях, що включає модульні тести, компонентні тести, інтеграційні тести, функціональні тести, наскрізні тести та тестування продуктивності [26]:

- Юніт-тести (Unit tests) – перевіряють окремі методи ізольовано від інших частин мікросервісу [26].
- Інтеграційні тести (Integration tests) – перевіряють взаємодію між різними частинами системи, включаючи зовнішні системи та сервіси [26].
- Функціональні тести (Feature tests) – перевіряють конкретні функціональні можливості або елементи системи [26].
- Наскрізні тести (End-to-End tests) – перевіряють повний робочий процес користувача, від входу в систему до завершення основних бізнес-процесів. Від входу в систему до завершення основних бізнес-процесів [26].
- Ручні тести (Manual tests) – виконуються вручну і охоплюють аналіз інтерфейсу користувача та перевірку функціональних можливостей [26].
- Тестування продуктивності (Performance tests) – дозволяє перевірити та визначити пропускну спроможність кожного з мікросервісів, забезпечуючи надійність та ефективність роботи системи при різних навантаженнях [26].

Загалом, кожен з видів тестів, що використовуються при розробці та експлуатації системи, гарантує та забезпечує комплексну перевірку системи на всіх рівнях [27]. Така стратегія багаторівневого тестування охоплює всі аспекти програмного продукту, від окремих модулів до взаємодії всіх компонентів у системі, що дозволяє мінімізувати ризики та забезпечити високу якість і надійність кінцевого продукту. Для реалізації й автоматизації тестів було використано такі інструменти, як Cucumber та Gauge [22].

Cucumber використовується для написання наскрізних та функціональних тестів з використанням поведінкових специфікацій (BDD) [22]. Цей інструмент був обраний насамперед тому, що він використовує читабельний синтаксис, що, в свою чергу, дозволяє створювати тестові сценарії у вигляді тексту.

Це надає можливість писати тестові сценарії в читабельній формі для всіх учасників процесу, що забезпечує ефективну комунікацію між розробниками, тестувальниками та бізнес-аналітиками.

Gauge, як інструмент для написання специфікацій і тестів, підтримує створення багаторазових тестових сценаріїв [28]. Це дозволяє створювати структуровані, читабельні та масштабовані тести, які легко підтримувати. Він може бути інтегрованим з різними мовами програмування та інструментами автоматизації тестування [28].

Для ефективного тестування програмного забезпечення використовуються різні середовища, кожне з яких виконує певні завдання і має свої унікальні налаштування. Схема процесу тестування для кожного з цих середовищ ілюструє, які саме тести виконуються в кожному з них (рис. 4.12).

Розглянемо основні етапи процесу тестування для кожного з середовищ.

Етап 1. Local Machine ↔ Development Environment (рис. 4.12): На цьому етапі розробники пишуть код і тестують його локально. Юніт-тести використовуються спеціально для невеликих методів, класів, окремих модулів та компонентів. За допомогою ручного тестування розробник перевіряє і визначає, чи правильно працює реалізований функціонал. Після локального тестування зміни переносяться в середовище розробника для перевірки функціональності в середовищі, відмінному від локального. У цьому середовищі проводяться інтеграційні тести, які дають можливість перевірити взаємодію між різними компонентами системи.

Етап 2. Development Environment ↔ Stage Environment (рис. 4.12): Після успішної інтеграції змін, в середовищі Stage виконується більш складне тестування. Цей етап включає в себе функціональні тести, які перевіряють конкретні функціональні можливості системи, а також наскрізні тести, які оцінюють весь

робочий процес. У нашому випадку основна увага в наскрізних тестах приділяється успішним сценаріям.

Етап 3. Stage Environment ↔ Integration Environment (рис. 4.12): Після успішного завершення тестів у Stage Environment, зміни переносяться до Integration Environment для остаточного тестування перед розгортанням [29]. На даному етапі проводяться тести продуктивності для оцінки ефективності роботи системи під навантаженням.

Етап 4. Integration Environment ↔ Production Environment (рис. 4.12): Після завершення процесу тестування в Integration Environment зміни переносяться у виробниче середовище. Це фінальне середовище.

Перевірка функціоналу за допомогою ручного тестування необхідна на кожному етапі розробки. Це забезпечує комплексну перевірку системи за різних умов і на всіх етапах, знижуючи ризики та забезпечуючи високу якість результату.

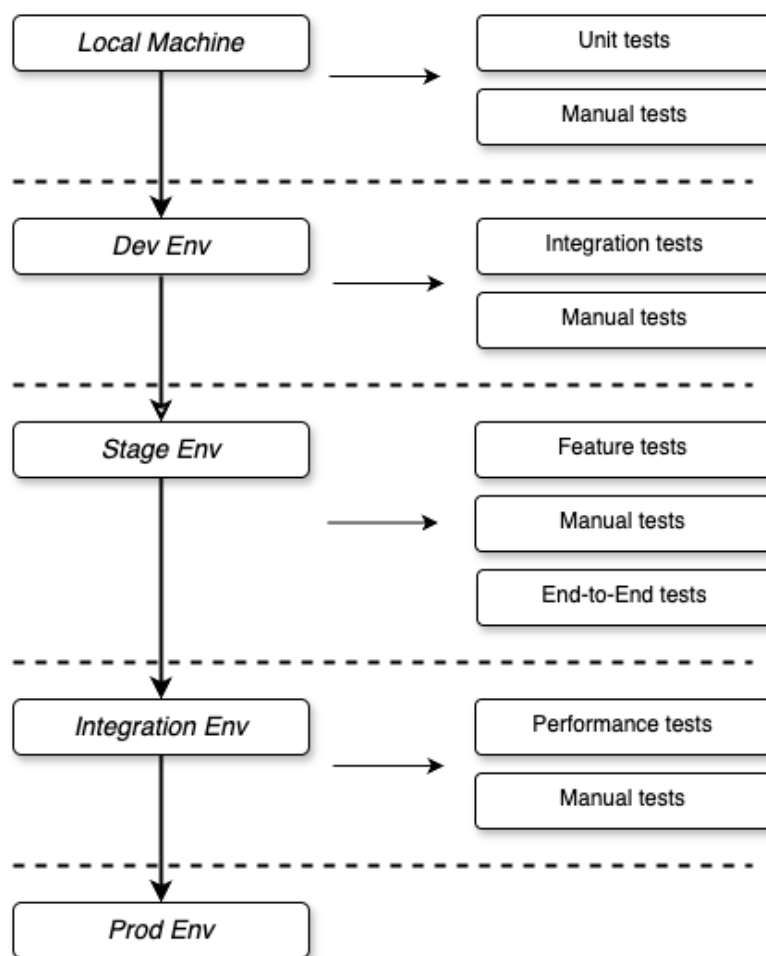


Рисунок 4.12 – Процес тестування для кожного із середовищ
[розроблено автором]

Особлива увага приділена тестуванню ключових компонентів системи, таких як модуль реєстрації користувачів, модуль введення та обробки даних, а також алгоритмам оцінки ризиків. Було розглянуто, як саме мікросервісна архітектура вплинула на процес тестування та які специфічні підходи були використані для перевірки взаємодії між окремими мікросервісами.

У системі визначено три основні процеси реєстрації для нових користувачів, що залежать від їх очікуваних ролей у системі:

- реєстрація компанії;
- реєстрація експерта;
- реєстрація менеджера.

Кожен з цих процесів має специфічні етапи та вимоги, які забезпечують належну ідентифікацію та верифікацію отриманих даних.

Розроблена система має власну структуру ролей та дозволів, що дозволяє ефективно організувати контроль до її функціональних можливостей, забезпечуючи відповідність рівнів доступу потребам різних користувачів. Діаграма, яка включає в себе шість основних ролей: «Супер-адміністратор», «Адміністратор», «Менеджер», «Співробітник», «Одержувач», «Редактор» та «Підтримка», представлена на рис. 4.13.

Роль «Супер адміністратор» призначена для повного контролю над усіма функціями та налаштуваннями системи.

Роль «Адміністратор» призначена для управління користувачами, включаючи створення, редагування та видалення облікових записів.

Роль «Менеджер» призначена для управління основною інформацією компанії.

Роль «Співробітник» передбачає можливість перегляду та взаємодії з власними даними.

Роль «Одержувач» дозволяє переглядати інформацію відповідно до наданих прав доступу, брати участь в опитуваннях, подавати заявки на включення в систему, підтверджувати рівень кваліфікації.

Роль «Редактор» передбачає редагування та оновлення контенту, створення нового контенту з обмеженим доступом до налаштувань системи, а також публікацію та управління контентом у визначених розділах.

Роль «Підтримка» призначена для допомоги користувачам у вирішенні технічних проблем. Служба підтримки має доступ до інструментів моніторингу та діагностики і спілкується з користувачами для вирішення їхніх проблем.

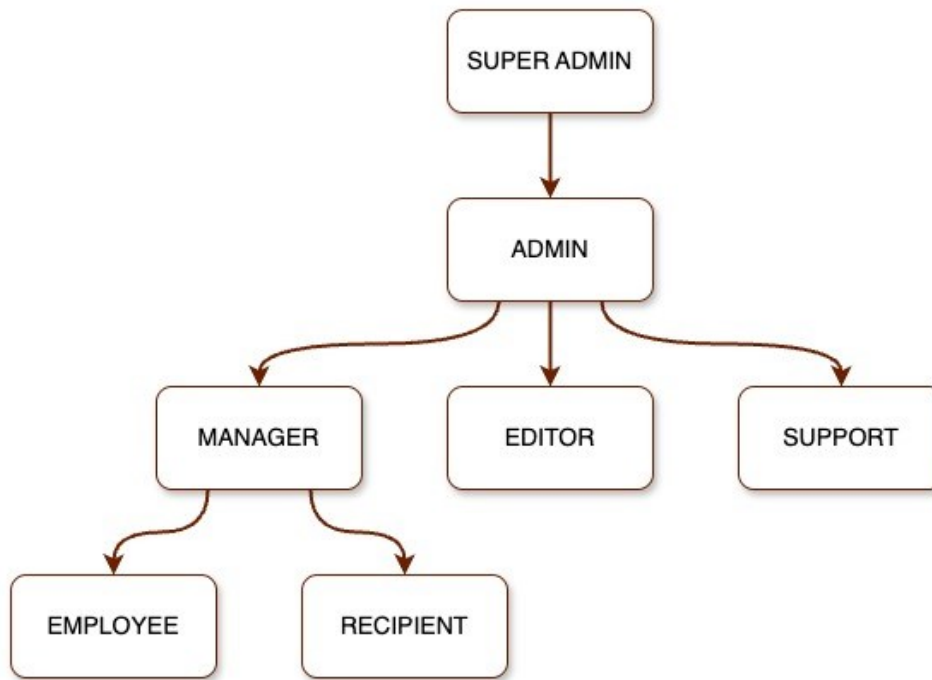


Рисунок 4.13 – Система ролей та дозволів веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи оцінювання ризику банкрутства підприємства
[розроблено автором]

Процес реєстрації компанії складається з двох основних етапів:

Етап 1. Початкова реєстрація компанії користувачем, який має роль «Manager» (рис. 4.14).

Етап 2. Перевірка та підтвердження даних щодо компанії користувачем з роллю «Admin» (рис. 4.15).

Процес початкової реєстрації передбачає надання юридичної інформації та підтвердження правового статусу компанії. Після цього, користувач з роллю «Admin» проводить ретельну перевірку отриманих даних для визначення їх достовірності та повноти, і лише після цього компанія може бути зареєстрована в системі.

Реєстрація експерта вимагає визначення його кваліфікації та досвіду в певній галузі, що відбувається за допомогою надання відповідних сертифікатів та документів, які підтверджують його професійну компетентність. Додатково, система використовує власний механізм визначення рівня експерта. Цей механізм включає аналіз кількості та складності завдань, успішність виконання проектів, отримані рекомендації та оцінки від клієнтів, а також академічні досягнення та участь у спеціалізованих заходах. Це дозволяє системі більш об'єктивно оцінювати і ранжувати експертів з метою забезпечення високої якості послуг та відповідності професійним стандартам.

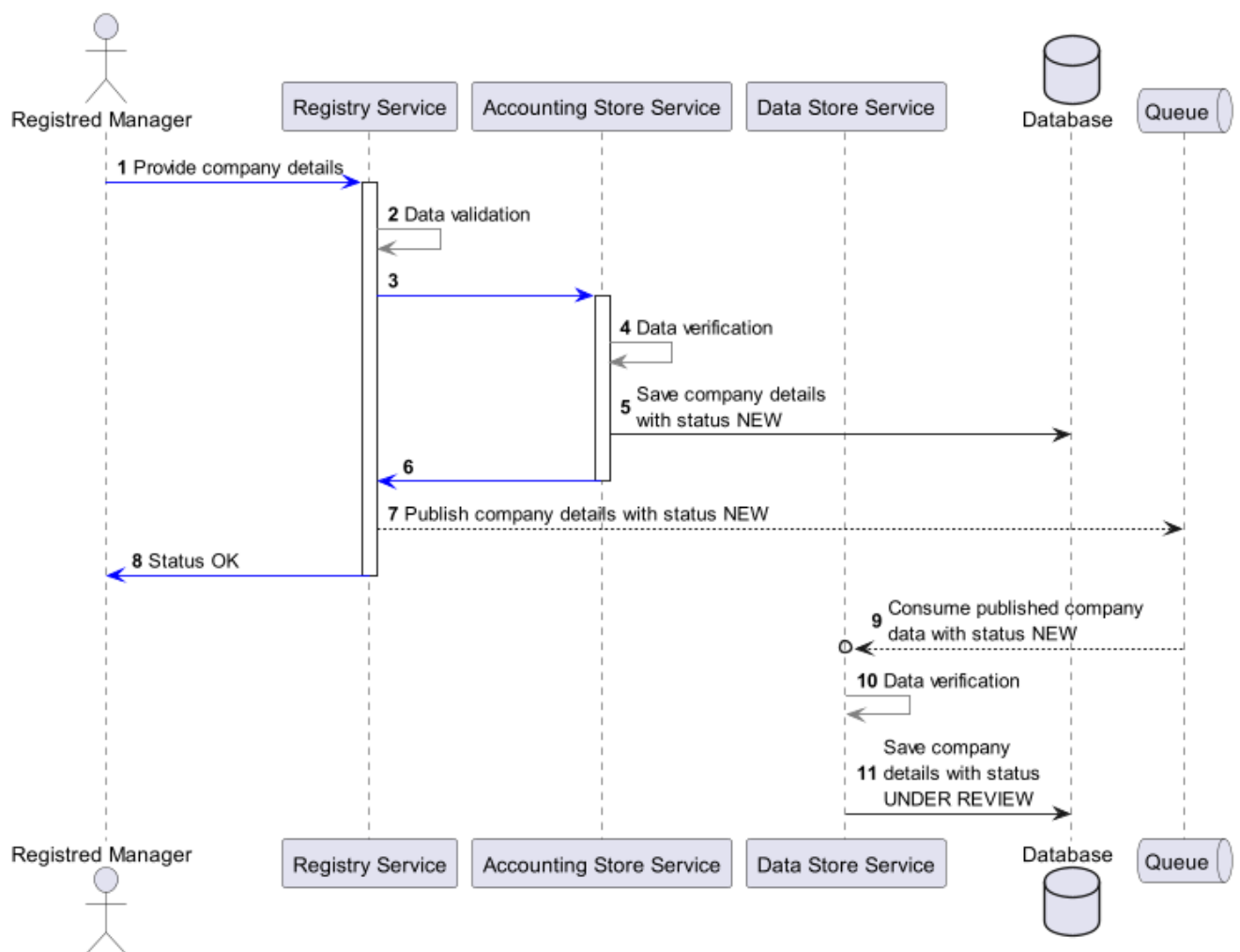


Рисунок 4.14 – Процес реєстрації компанії в системі користувачем, який має роль «Manager» [розроблено автором]

Процедура реєстрації менеджера включає перевірку його управлінських повноважень та відповідальностей у межах організації. Кожен з цих процесів спрямований на забезпечення точності та надійності даних у системі (рис. 4.16).

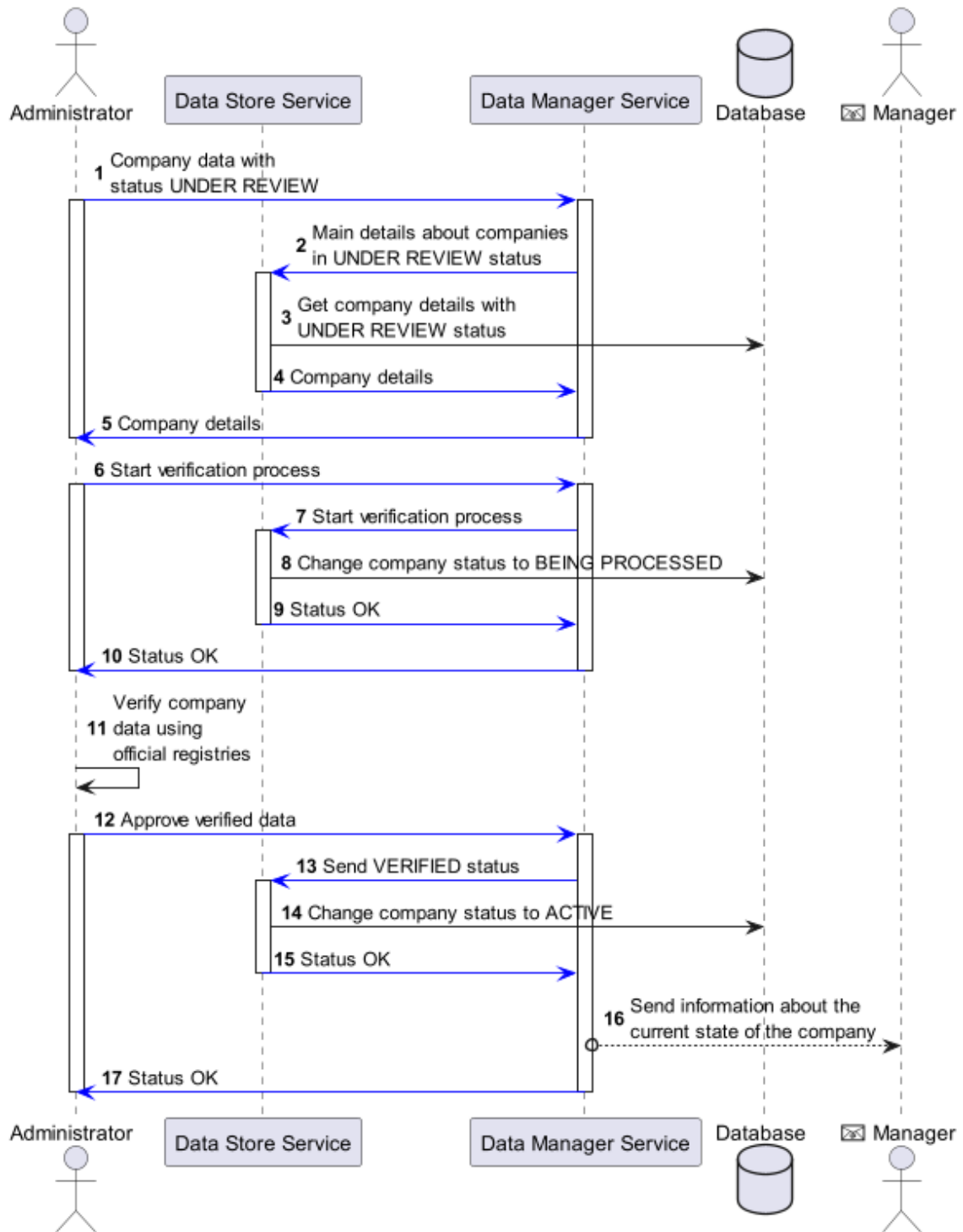


Рисунок 4.15 – Процес перевірки та підтвердження даних щодо компанії користувачем з роллю «Admin» [розроблено автором]

Ключові поля форми, що використовуються для реєстрації менеджера, включають:

- Username (Ім'я користувача).
- Email (Електронна пошта).
- Password (Пароль).

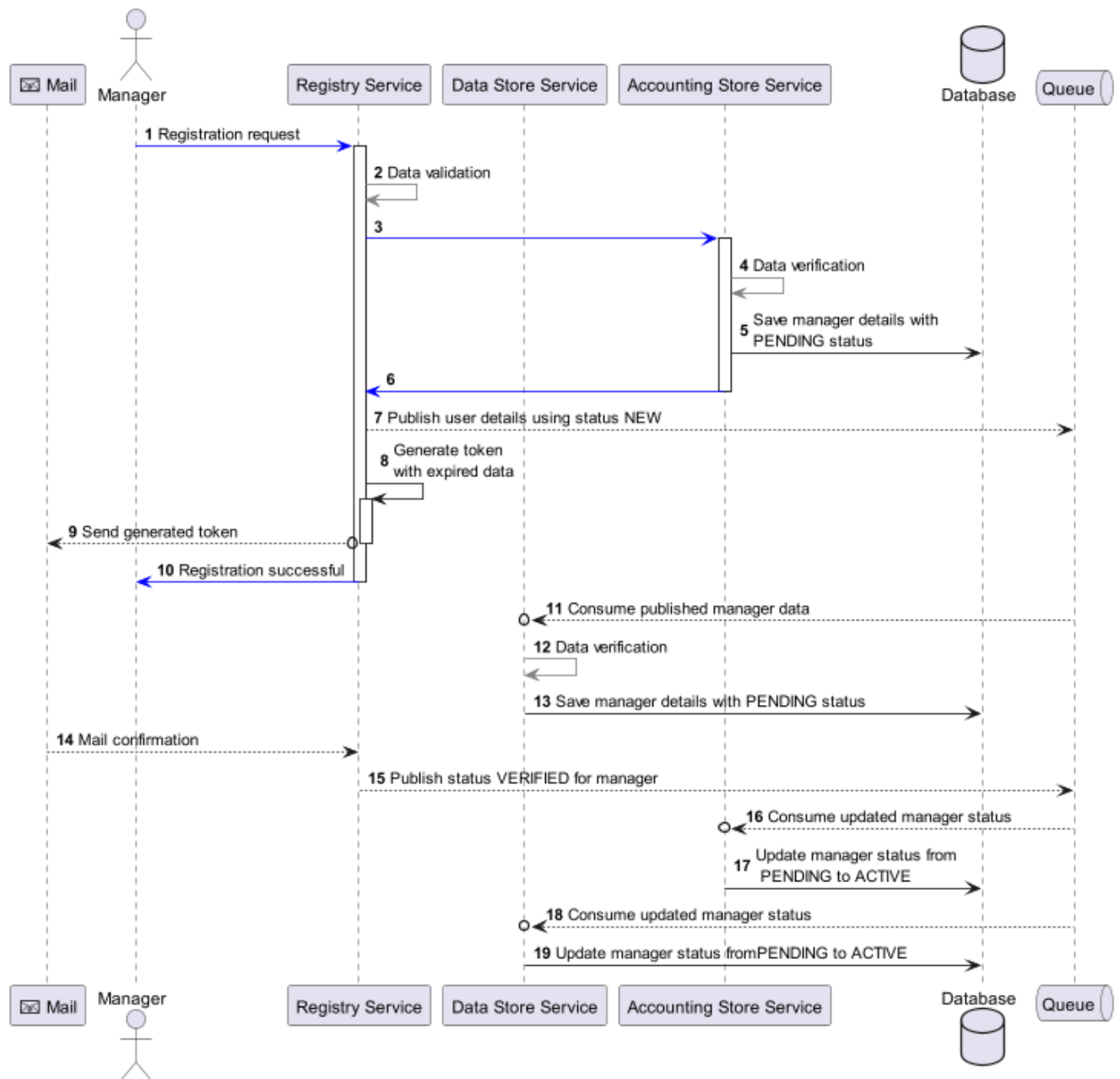


Рисунок 4.16 – Процес реєстрації в системі користувача з роллю «Manager»

[розроблено автором]

Форма призначена для збору основної інформації, необхідної для створення нового облікового запису користувача на платформі.

Кожен із зазначених процесів спрямований на забезпечення точності та надійності даних у системі, що є критично важливим для її ефективного функціонування.

Процес реєстрації компанії розпочинається з передачі уповноваженим менеджером даних про компанію до мікросервісу, що називається Registry Service. Цей мікросервіс перевіряє коректність отриманої інформації згідно з визначеними

правилами та передає її до Accounting Store Service для подальшої обробки та внесення до бази даних. На цьому етапі дані проходять додаткову перевірку, після чого фіксуються у сховищі зі статусом «NEW». Після успішного збереження Accounting Store Service надсилає підтвердження до Registry Service.

Registry Service публікує перевірені дані в черзі повідомлень для подальшої обробки та інформує менеджера про успішну реєстрацію.

Далі Accounting Store Service отримує ці повідомлення з черги, перевіряє та зберігає в базі даних, змінюючи статус на «UNDER REVIEW». Цей етап забезпечує узгодженість і цілісність даних у системі, як проілюстровано на рис. 4.14.

Після автентифікації, яка здійснюється шляхом введення даних вже зареєстрованого користувача у відповідні поля вікна входу до системи (рис. 4.17), користувач отримує можливість розпочати роботу в системі, що розташована за адресою <https://brprotection.com>.

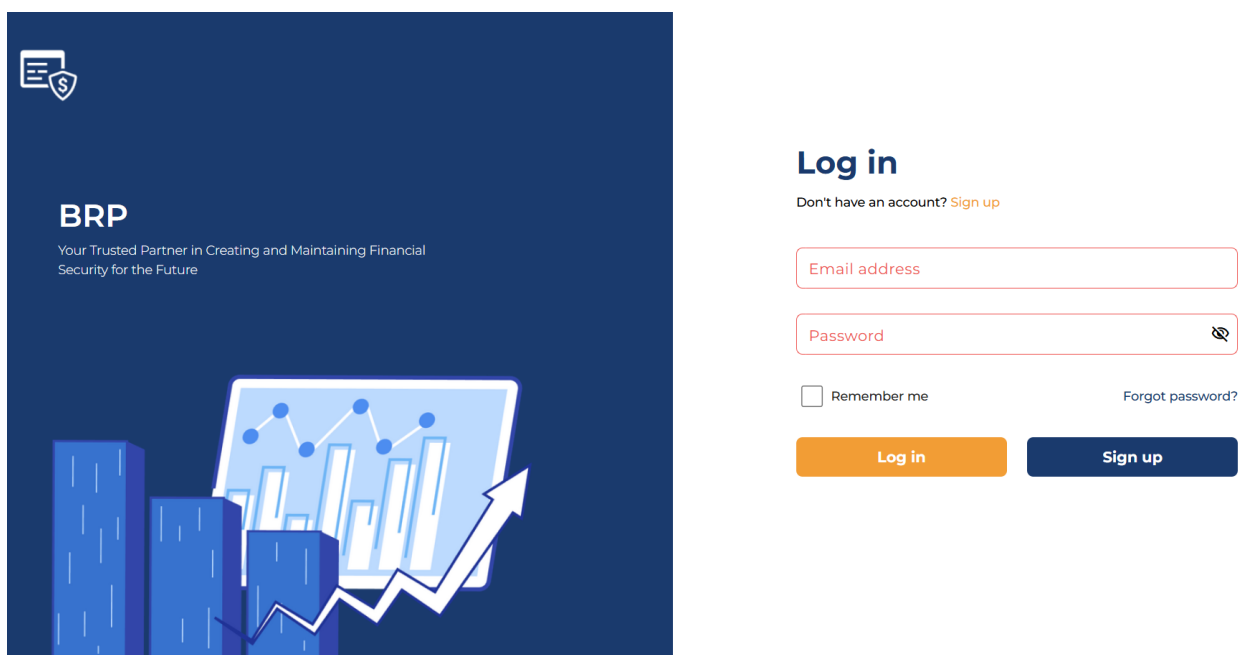


Рисунок 4.17 – Вікно входу до системи [розроблено автором]

Після успішного входу в систему користувач перенаправляється до головного меню, яке містить такі основні розділи, представлені на рисунку 4.18:

– Company – секція, яка забезпечує введення актуальної інформації про компанію або вибір конкретної компанії у випадку, якщо зареєстрований користувач має доступ до управління декількома компаніями.

- Expert – секція, призначена для управління даними про експертів.
- Template – секція, яка дозволяє створювати стандартизовані шаблони бізнес-процесів із зазначенням відповідних кількісних та якісних показників.
- Survey – інструмент для створення опитувань з можливістю призначення конкретних експертів для участі в них. У даній секції також є можливість переглядати результати вже проведених опитувань (експертиз) у системі.
- Traditional Method – інструмент, що забезпечує доступ до методів дискримінантного аналізу для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства.
- Devices – інструмент для вибору обчислювальних ресурсів для навчання нейронних мереж та моніторингу стану їх підключення.
- Neural Networks – інструмент, що надає можливості для навчання нейронних мереж на підключених пристроях або з використанням обчислювальних ресурсів компанії. Крім того, у цьому розділі здійснюється визначення рівня ризику банкрутства підприємства на основі вже навчених моделей.

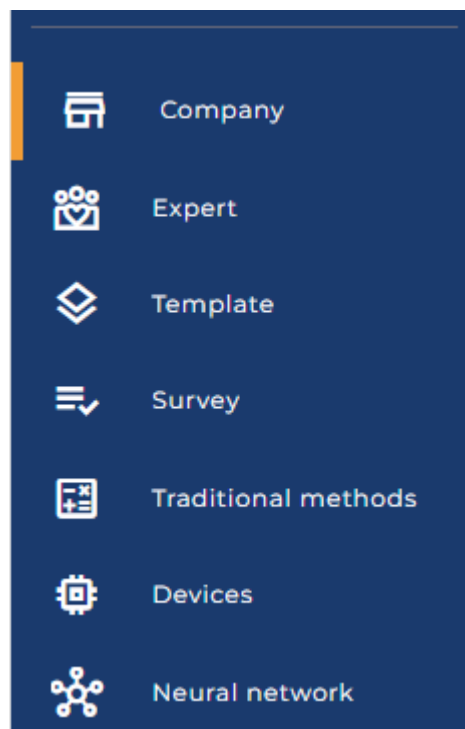


Рисунок 4.18 – Головне меню системи [розроблено автором]

Для зручності користування, рекомендується спочатку створити шаблон опитування. Для цього необхідно перейти до списку шаблонів (рис. 4.19).

All templates

+ Create new

Company name

Created date

Бізнес-процеси підприємства ПАТ Азот

12/21/2024, 9:44:11 PM

Рисунок 4.19 – Вигляд сторінки шаблонів опитувань [розроблено автором]

Менеджер ініціює створення нового шаблону опитування, натискаючи кнопку «Create new», що призведе до активації системою редактора шаблону опитування (рис. 4.20). Перейшовши на сторінку створення шаблону, є можливість вказати назву шаблону та визначити бізнес-процеси підприємства. Кожен бізнес-процес ($F_1, F_2 \dots F_n$) має свої показники, та відповідні одиниці вимірювання.

Main information

Select base template

Template name*
Бізнес-процеси підприємства ПАТ Азот

Template

Indicator name

Units

Виробничий (F1)

×

 Delete

Темп приросту (зниження) промислового обсягу виробництва	%	×
--	---	---

 Delete

| Темп приросту (зниження) собівартості продукції | % | × |

Управлінський (F2)

×

 Delete

Темп приросту (зниження) доходів	%	×
----------------------------------	---	---

Рисунок 4.20 – Вигляд сторінки редагування шаблону опитування [розроблено автором]

Після створення шаблону(ів) можна розпочати створення опитування для експертизи з додаванням експертів. Для цього менеджер повинен обрати секцію «Experts», що розташована в головному меню системи (рис. 4.18). Процес додавання нового експерта на сторінку списку експертів відбувається наступним чином: користувач вводить ім'я експерта у поле «Name» та його електронну адресу у поле «Email», розташовані у верхній частині сторінки. Після введення цієї інформації, користувач повинен натиснути кнопку «ADD». Система перевіряє

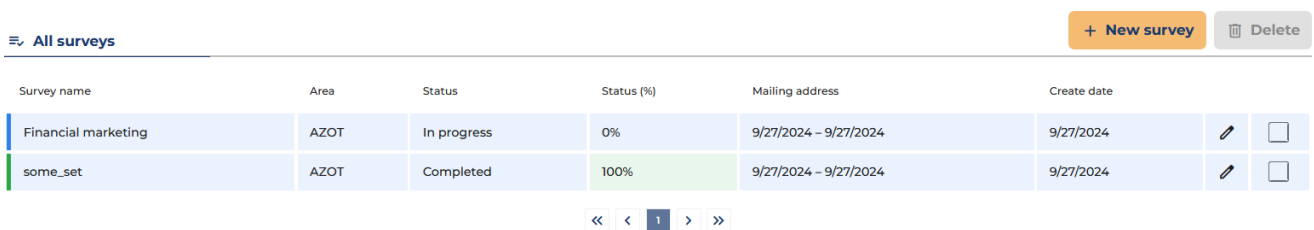
коректність введених даних і, якщо вони валідні, додає нового експерта до бази даних. Одразу після цього список експертів на сторінці оновлюється, і новий експерт додається до таблиці разом із кнопкою «Delete» для можливості видалення у майбутньому. Цей простий та інтуїтивно зрозумілий процес дозволяє ефективно управляти списком експертів у системі оцінки рівня ризику банкрутства підприємств (рис. 4.21).



Expert email	Name	Surname	Expertise level	Specialty	Create date	Update date	
*****@gmail.com	*****	*****	90%	Сільське господарство	5/4/2025, 9:40:56 AM	5/4/2025, 9:40:56 AM	<input type="checkbox"/>
*****@gmail.com	*****	*****	90%	Військова справа	5/4/2025, 9:39:29 AM	5/4/2025, 9:39:29 AM	<input type="checkbox"/>
*****@gmail.com	*****	*****	100%	Економіка	5/4/2025, 9:35:12 AM	5/4/2025, 9:35:12 AM	<input type="checkbox"/>
*****@chdtu.edu.ua	*****	*****	100%	ІТ	12/21/2024, 9:52:11 PM	5/4/2025, 9:42:29 AM	<input type="checkbox"/>
*****@gmail.com	*****	*****	90%	Дизайн	10/10/2024, 5:48:29 PM	5/4/2025, 9:42:22 AM	<input type="checkbox"/>

Рисунок 4.21 – Вигляд сторінки списку експертів [розроблено автором]

Також менеджер може перейти до інтерфейсу списку опитувань (експертиз). Даний інтерфейс відображає сторінку списку опитувань у веб-орієнтованій інформаційно-аналітичній системі (рис. 4.22). На сторінці представлена таблиця з детальною інформацією про кожне опитування, включаючи назву, період проведення, галузь підприємства, прогрес виконання (у вигляді кругової діаграми), інформацію про відправника (ім'я, email та роль), а також список одержувачів. У верхньому правому куті інтерфейсу розміщена кнопка «Add» для створення нового опитування. Внизу сторінки розташовані елементи навігації для переміщення між сторінками списку. Цей інтерфейс забезпечує зручний огляд та управління опитуваннями (проведеними експертизами).



Survey name	Area	Status	Status (%)	Mailing address	Create date		
Financial marketing	AZOT	In progress	0%	9/27/2024 – 9/27/2024	9/27/2024		<input type="checkbox"/>
some_set	AZOT	Completed	100%	9/27/2024 – 9/27/2024	9/27/2024		<input type="checkbox"/>

Рисунок 4.22 – Вигляд сторінки списку опитувань (експертиз)
[розроблено автором]

Також доступна функціональна можливість перегляду результатів опитування, яка активується шляхом вибору відповідного опитування (рис. 4.22).

При створенні опитування необхідно заповнити поля «Area name» та «Set name», а також вказати інтервал часу, протягом якого дане опитування буде доступним для проходження експертами (рис. 4.23).

Main information

Set name*
ПАТ АЗОТ (2015р.)

Area*
Хімічна галузь

Default answer levels
5

Time Interval
12/22/2024 – 12/22/2024

Select template

Template
Бізнес-процеси підприємства ПАТ Азот

Experts Total Experts Selected: 3

Select experts	
Ratings 90 - 100	2 experts
Ratings 80 - 90	1 experts
Ratings 65 - 80	0 experts
Ratings 50 - 65	0 experts
Ratings 0 - 50	0 experts

Indicator name	Units	Value		
Виробничий (F1)				
Темп приросту (зниження) промислової	%	44,88	<input type="checkbox"/> Edit	<input checked="" type="checkbox"/> Delete
Темп приросту (зниження) собівартості	%	8,53	<input type="checkbox"/> Edit	<input checked="" type="checkbox"/> Delete
Питома вага собівартості продукції у заг	%	41,1	<input type="checkbox"/> Edit	<input checked="" type="checkbox"/> Delete
Витрати на 1 грн. реалізованої продукції	грн/грн	0,7	<input type="checkbox"/> Edit	<input checked="" type="checkbox"/> Delete
Продуктивність праці	тис. грн./чол	1907,7	<input type="checkbox"/> Edit	<input checked="" type="checkbox"/> Delete
<input type="button" value="Add indicator"/>				
Управлінський (F2)				
Темп приросту (зниження) доходів	%	46,94	<input type="checkbox"/> Edit	<input checked="" type="checkbox"/> Delete

Рисунок 4.23 – Вигляд сторінки налаштувань нового опитування
[розроблено автором]

При виборі шаблону в полі «Select template» доступний функціонал для додавання і редагування бізнес-процесів та показників, що їх характеризують. Основним аспектом є введення менеджером значень для кожного фактору. Після надсилання сформованого опитування обраним експертам надходить повідомлення з посиланням для участі в експертизі (рис. 4.24).

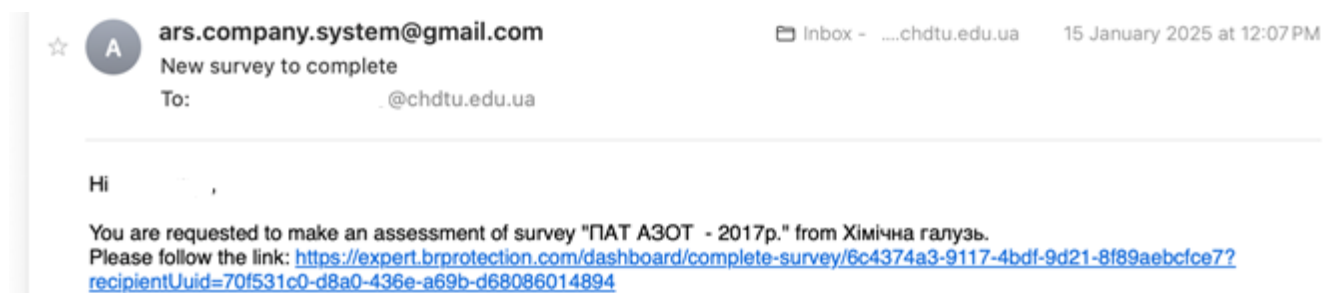


Рисунок 4.24 – Приклад електронного листа-запрошення експерту для участі в опитуванні (експертизі) [розроблено автором]

На наступному етапі експерти надають свої фахові оцінки шляхом заповнення структурованого опитувальника (рис. 4.25) та надсилають вже заповнене опитування натиснувши кнопку «Complete».

Your Assessment

Expert
Company: BRProtection
Area name: Хімічна галузь
Set name: ПАТ АЗОТ - 2017р.

Importance fract. digits

Number of answer levels

Timeframe: 1/15/2025, 11:59:38 AM — 1/15/2025, 11:59:38 AM

Factor weights evaluation

	Irrelevant (0.0)	Importance	Significant (1.0)
Виробничий (F1)	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Управлінський (F2)	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Фінансовий (F3)	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Кадровий (F4)	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Маркетинговий (F5)	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Інноваційний (F6)	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>

Evaluation of Factors

Name	Value	Importance (0 — 1)	Status (bad-excellent)
Виробничий (F1)			
Темп приросту (зниження) промислового обсягу виробництва	-57.77 %	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Темп приросту (зниження) собівартості продукції	-61.565 %	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Питома вага собівартості продукції у загальній сумі витрат	62.51 %	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Витрати на 1 грн. реалізованої продукції	0.77 грн/грн	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Продуктивність праці	1144.6 тис. грн./чол	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Управлінський (F2)			
Темп приросту (зниження) доходів	-57.37 %	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>
Темп приросту (зниження) витрат	-58.46 %	<input type="range" value="0.0"/>	<input type="range" value="1.0"/>

Рисунок 4.25 – Сторінка веб-сайту, де експерт проходить опитування
[розроблено автором]

Для менеджерів реалізована можливість перегляду результатів опитування експертів та результатів агрегування оцінок рівня ризику банкрутства всіх учасників експертної групи, одержаних з використанням методу, описаного в п. 2.6. Перехід на відповідну сторінку здійснюється шляхом натискання на опитування, сформоване та відображене за допомогою інтерфейсу, представленого на рисунку

4.22. Сторінка результатів опитування містить узагальнену інформацію щодо рівня ризику банкрутства підприємства, сформовану на основі експертних оцінок, а також інформацію про стан кожного бізнес-процесу та про поточний і уточнений коефіцієнти компетентності експертів (рис. 4.26).

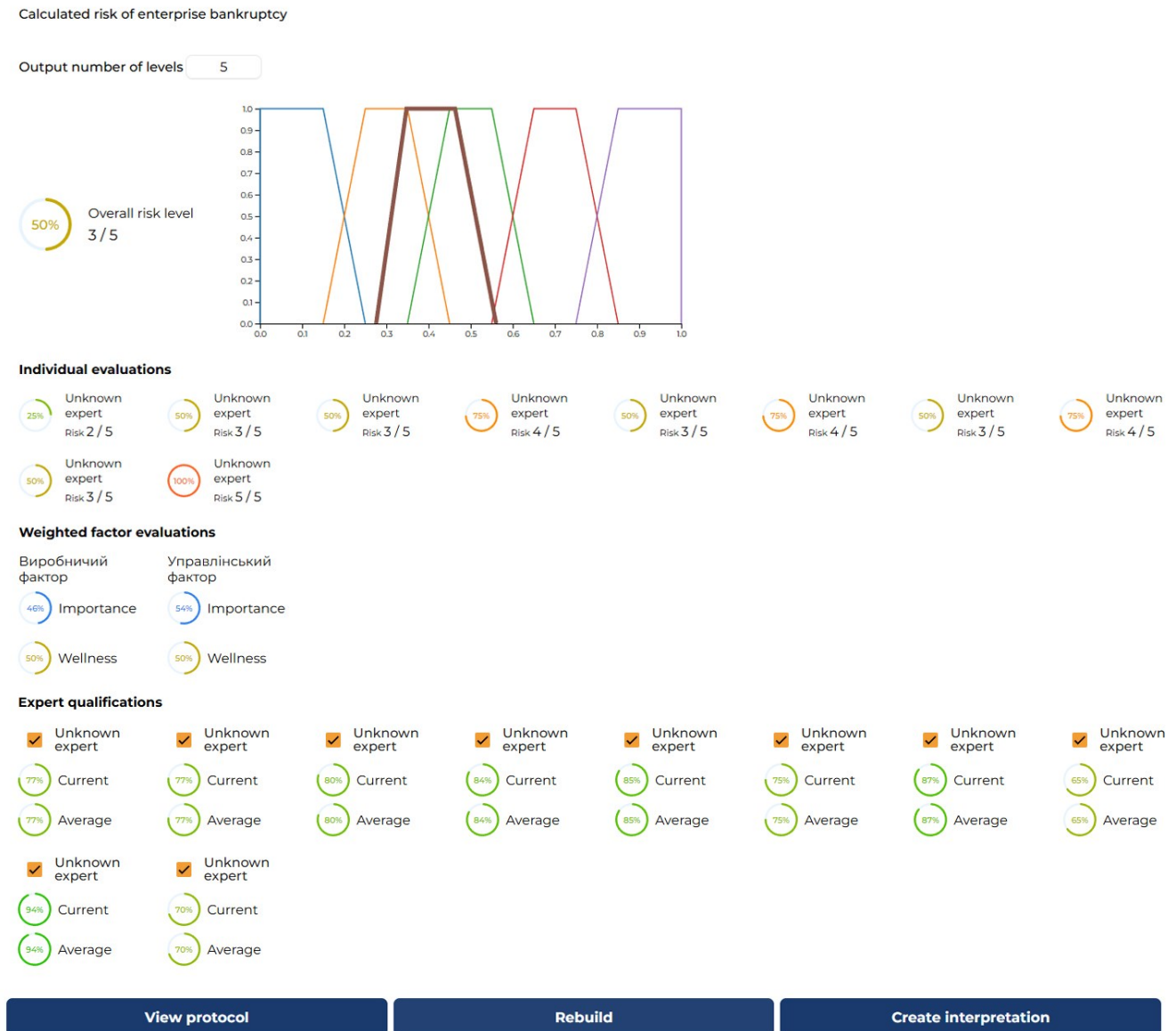


Рисунок 4.26 – Вигляд сторінки результатів опитування [розроблено автором]

На цій сторінці представлені наступні ключові елементи:

Основний вміст сторінки:

– заголовок: «Calculated risk of enterprise bankruptcy» – розрахований ризик банкрутства підприємства;

- налаштування: «Output number of levels» – кількість рівнів фазифікації, що менеджер може налаштувати для поточної експертизи, та які використовуються експертами для оцінювання факторів (рівні фазифікації можна бачити на графіку);
- графік: показує розподіл оцінок ризику за обраною кількістю рівнів. Це графіки трапецієвидних функцій належності, що відповідають лінгвістичним оцінкам рівнів фазифікації;
- загальна оцінка ризику «Overall risk level»: кругова діаграма показує 50% заповнення, що відповідає середньому (граничному) рівню ризику;
- текст: «3 / 5» (загальний рівень ризику 3 з 5 можливих рівнів).

Індивідуальні оцінки:

- 10 кругових діаграм, кожна представляє оцінку окремого експерта;
- кожна діаграма показує ім'я експерта.

Зважені оцінки факторів:

- дві секції: «Виробничий фактор» і «Управлінський фактор», які були вказані менеджером при створенні опитування;
- для кожного фактора показано дві кругові діаграми: «Importance» (зважена важливість фактору) та «Wellness» (рівень стану фактору).

Кваліфікації експертів:

- показано 10 експертів, які були додані менеджером при створенні опитування (експертизи);
- для кожного експерта вказано дві оцінки (у %) його кваліфікації у межах системи: «Current» (Поточний) – коефіцієнт компетентності за поточну експертизу та «Average» (Середній) – уточнений коефіцієнт компетентності експерта, що обчислено за акумульованою оцінкою коефіцієнтів компетентності експерта з усіх опитувань (згідно п. 2.7).

Після натискання кнопки View protocol завантажуються протокол як з узагальненими результатами групової експертизи щодо оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства на основі нечіткої логіки, так і з результатами оцінювання експертів, які брали участь в опитуванні (рис. 4.27).

Calculation protocol

```

OVERALL FUZZY LOGIC CALCULATION PROTOCOL:

Factors (calculated over all experts):

  F1: importance=0.459 level=3
  F2: importance=0.541 level=3

Fuzzy estimate of enterprise state ( $\mu$ ): 0.28, 0.35, 0.46, 0.56;
Trapezoid core interval: 0.1;
Resulting level: 3;
Resulting certainty: 0.82.

FUZZY LOGIC CALCULATION PROTOCOL FOR EXPERT Unknown

Factors:

  F1: weight=0.590 level=3, certainty=0.896, mu=(0.40, 0.50, 0.62, 0.68)
  F2: weight=0.410 level=4, certainty=1.000, mu=(0.55, 0.65, 0.75, 0.85)
 $\mu$ : 0.46, 0.56, 0.67, 0.75;
Trapezoid core interval: 0.1;
Resulting level: 4;
Resulting certainty: 0.82.

```

Рисунок 4.27 – Фрагмент вікна протоколу з результатами опитування
[розроблено автором]

У протоколі кожний фактор описано такими параметрами:

weight (вага) – значення впливу фактору на загальний результат;

level (рівень) – чітка оцінка рівня фактору, що відповідає нечіткій оцінці стану підприємства;

μ – нечітка оцінка стану підприємства, у вигляді трапецієвидного числа, що визначається з урахуванням нечітких оцінок усіх факторів (бізнес-процесів);

Trapezoid core interval – інтервал для трапецієвидної функції належності;

Resulting level – рівень стану підприємства за обраною шкалою оцінок;

Resulting certainty – ступінь подібності нечіткої оцінки стану підприємства μ найближчій базовій лінгвістичній оцінці.

За результатами опитування кожного експерта формується відповідний аналогічний протокол (рис. 4.27), що дозволяє менеджеру проаналізувати думки експертів щодо стану підприємства та його бізнес-процесів.

Якщо оцінки стану підприємства та його бізнес-процесів, надані деякими експертами, суттєво відрізняються від оцінок інших, менеджер може ініціювати процес повторного обчислення рівня ризику банкрутства підприємства, натиснувши кнопку «Rebuild» (рис. 4.26). Повторне обчислення рівня ризику без врахування оцінок зазначених експертів дає змогу уточнити результати оцінювання та забезпечити більш обґрунтовану аналітичну інтерпретацію.

З метою забезпечення швидкого та ефективного аналізу даних у систему інтегровано функціонал автоматизованої інтерпретації результатів опитування. Запропонований механізм забезпечує трансформацію накопичених статистичних показників у структуровані текстові висновки із застосуванням технологій штучного інтелекту, що суттєво сприяє підвищенню ефективності процесу прийняття управлінських рішень (рис. 4.28). Для цього необхідно натиснути кнопку «Create interpretation», представлену на рисунку 4.26.

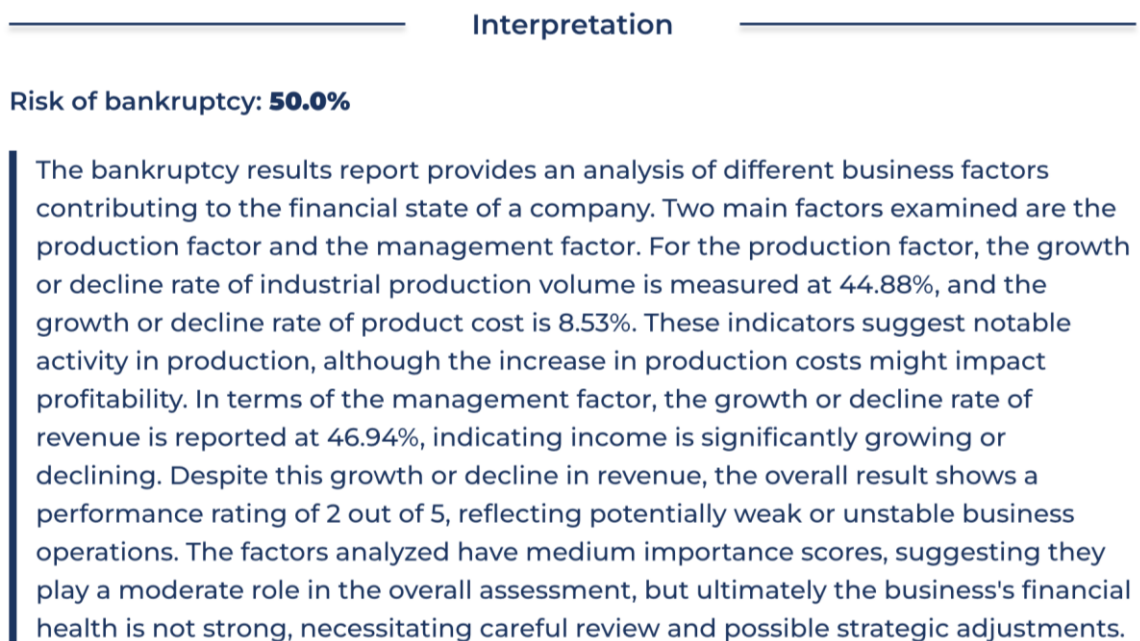


Рисунок 4.28 – Вікно з інтерпретацією результатів експертизи за допомогою штучного інтелекту [розроблено автором]

Для інтерпретації результатів застосовано «ChatGPT» версії 4o-mini.

Prompt (підказка) для чат-боту виглядає наступним чином: «Inputs: <назва і значення для кожного параметру>. Estimated bankruptcy risk: <підрахований ризик>. State the results and provide some suggestion in three-four short sentences.».

У цій підказці зазначаються не лише рівень ризику банкрутства та стан підприємства, а також і оцінки експертів для кожного з показників. Інформація про стан бізнес-процесів формується на основі експертного аналізу, що відображає поточний рівень ефективності та можливі ризики для кожного з процесів. Це забезпечує чітке уявлення про критичні зони управління та сприяє підготовці коректних рекомендацій.

На рис. 4.29 зображено інтерфейс сторінки з інструментами для оцінки імовірності банкрутства підприємства за допомогою методів дискримінантного аналізу, зокрема методів Altman, Beaver, Roman Lis, Chesser, Fulmer, Toffler & Teashow, Springate, Beerman та інших, які були описані у п. 1.3.1.

The screenshot displays a web application titled "Traditional methods". On the left, there is a vertical list of methods: Beaver, Altman, Roman Lis, Chesser, Fulmer, Toffler & Teashow, Springate, Beerman, Universal discriminative function, Conan-Golder, Gaydak-Stos, Tereschenko, and Martynenko. The "Altman" method is selected and highlighted. The main area shows the input form for the Altman method, which includes the following fields and values:

Altman	
Оборотні активи	8
Загальні активи	100
Нерозподілений прибуток	80
Операційний прибуток	10
Ринкова вартість акції	3
Виручка	10
Заборгованість	5

Below the input fields, there is a text label "Probability of Bankruptcy: High", an orange button labeled "Interpret", and a dark blue button labeled "Calculate".

Рисунок 4.29 – Вигляд сторінки з методами дискримінантного аналізу оцінки ризику банкрутства підприємства [розроблено автором]

Кнопка «Interpret» створює зрозумілу користувачу текстову інтерпретацію про ймовірність банкрутства на основі особливостей обраного методу (п.1.3.1.).

Також система має інструменти для оцінки рівня ризику банкрутства підприємства, які використовують сучасні методи на основі нейронних мереж, описаних у розділі 3.

Для додавання обчислювальних ресурсів, які надалі можуть бути використані для тренування нейронних мереж, користувач натискає кнопку «Add device» та вводить відповідну назву ресурсу (рис. 4.30).

Рисунок 4.30 – Вікно додавання обчислювальних ресурсів для тренування нейронних мереж [розроблено автором]

За допомогою реалізованого функціоналу, представленого на рисунку 4.31, менеджер має змогу переглядати всі додані обчислювальні ресурси компанії, зокрема їхній статус, IP-адресу, назву та дату додавання.

All devices								+ Add device
Device name	Owner	Generated Id		Ip address	Port	Status	Update Date	Create Date
Test Device	05f81e3b-8a32-4718-b3e5-69a1407b147a	88452516-dff0-4c45-a73c-67bd7e8d0333		172.18.0.5	34964	ONLINE	11/7/2024, 9:55:41 PM	11/6/2024, 1:34:32 PM

Рисунок 4.31 – Сторінка з доданими в систему обчислювальними ресурсами [розроблено автором]

Для додавання нейронної моделі користувач повинен натиснути кнопку «Load model zip», ввести назву моделі та завантажити файл у форматі «.zip», який містить код для тренування потрібної нейронної мережі (рис. 4.32).

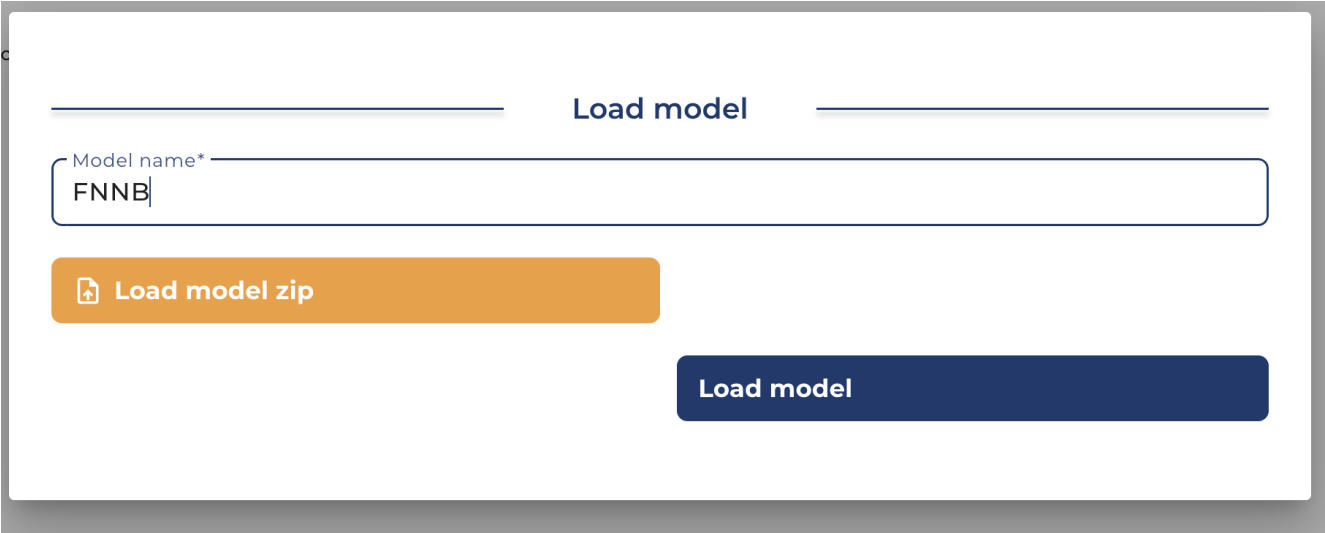


Рисунок 4.32 – Інтерфейс вікна додавання нової нейронної мережевої моделі, яку можливо навчати [розроблено автором]

Після завантаження моделі нейронної мережі у форматі «.zip» та присвоєння їй унікального імені, доступна можливість її подальшого навчання. Для тренування нейронної мережі користувач обирає потрібну модель на вкладці «Abstract models» (рис. 4.33), обирає відповідний датасет і гіперпараметри, після чого натискає кнопку «Start training» (рис. 4.34). Статуси моделей відображаються у вкладці «Trained models» (рис. 4.35).

<div> <div>Abstract models</div> <div>Trained models</div> <div>Prediction results</div> </div>	
Model name	Load date
FNNB	07.11.2024, 22:00:30
FTNNB	22.04.2025, 01:52:35
NNNALUB	20.04.2025, 00:58:39

Рисунок 4.33 – Інтерфейс відображення нейронних моделей, доданих до системи [розроблено автором]

Training model

Device*
Test Device

Load data set

Parameters

lr
0.001

batch_size
128

hidden_dim
128

num_epochs
10

Start training

Рисунок 4.34 – Інтерфейс вікна налаштування тренування нейронної мережі
[розроблено автором]

Abstract models **Trained models** Prediction results Load

Model name	Train progress	Loss	F1	Training date	Load date
FNNB	100%	0.549	0.354	07.11.2024, 22:01:56	07.11.2024, 22:00:42

Рисунок 4.35 – Інтерфейс відображення натренованих моделей, інтегрованих у систему [розроблено автором]

На рис. 4.36 показано вікно заповнення параметрів для введення значень параметрів фінансових показників для отримання результату про оцінку рівня ризику банкрутства з натренованої нейронної моделі. Нейронна мережа FNNB дозволяє не вказувати фінансові параметри, котрі відсутні у менеджера. Результати прогнозування показані на рис. 4.37.

Training model

Prediction name*

Train model*

Inputs

X1

X2

X3

X4

X5

X6

X7

X8

Рисунок 4.36 – Приклад введення даних для оцінювання рівня ризику банкрутства за допомогою нейронної мережі FNNB [розроблено автором]

Abstract models		Trained models		Prediction results	
Model name	Prediction name	Risk	Date	Date	
FNNB_1	Prediction result 1	0.392	5/4/2025	12:49:55 PM	

Рисунок 4.37 – Сторінка зі списком оцінок рівня ризику банкрутства з використанням нейронних мереж [розроблено автором]

Згідно з даними, представленими на рисунку 4.37, ризик банкрутства підприємства оцінюється на рівні 0,392, що свідчить про наявність помірного рівня цього ризику.

4.4 Висновки до четвертого розділу

В даному розділі детально розглянуто розробку та тестування веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства. Основна увага була приділена використанню мікросервісної архітектури, що забезпечує підвищену гнучкість та

масштабованість системи. Такий підхід дозволив чітко розмежувати функціональні зони відповідальності кожного мікросервісу, що сприяло більш ефективному управлінню та тестуванню системи.

Окрім того, була розроблена система ролей та дозволів, яка забезпечує ефективне управління доступом до різних функціональних можливостей системи. Ця система включає ролі супер-адміністратора, адміністратора, менеджера, співробітника, одержувача, редактора та підтримки, що дозволяє налаштовувати доступ відповідно до потреб користувачів.

Показано як в системі реалізується застосування методу комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства із використанням нечіткої логіки та розроблених моделей нейронних мереж. Ці моделі і методи були інтегровані в систему, що дозволило підвищити точність та надійність оцінок рівня ризику банкрутства. Використання нейронних мереж та нечіткої логіки для прогнозування банкрутства особливо доцільне завдяки їх здатності адаптуватися до змінних умов та обробляти неповні дані.

Таким чином, розроблена система не лише відповідає сучасним вимогам до оцінки рівня ризику банкрутства підприємства, але й демонструє високий рівень гнучкості та ефективності завдяки використанню передових інформаційних технологій, моделей та методів, які забезпечують стабільність її роботи, відмовостійкість, а також можливість подальшого масштабування й адаптації до змін у бізнес-середовищі.

Результати досліджень четвертого розділу опубліковані в роботах [10, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40].

Список використаних джерел до розділу 4

1. Walls, C. Spring Boot in Action. Shelter Island, NY: Manning Publications, 2018.
2. Freeman, A. Pro Angular 6. London: Apress, 2018.
3. Richardson C. Microservices Patterns: With Examples in Java. Shelter Island,

NY: Manning Publications, 2019.

4. Славко О. Г. Інформаційна технологія керування перевантаженнями в мультисервісних телекомунікаційних мережах. Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського, 2011. Вип. 2 (67), част. 1. С. 29-34.

5. Robinson I., Webber J., Eifrem E. Graph Databases: New Opportunities for Connected Data. Sebastopol, CA: O'Reilly, 2015.

6. Neo4j Graph Database & Analytics | Graph Database Management System. URL: <https://neo4j.com> (дата звернення: 04.05.2025).

7. PostgreSQL: The World's Most Advanced Open Source Database. URL: <https://www.postgresql.org/> (дата звернення: 13.07.2024).

8. Christudas, B. Introducing Microservices. Practical Microservices Architectural Patterns. Berkeley, CA: Apress, 2019.

9. Welcome To UML Web Site!. URL: <https://www.uml.org/> (дата звернення: 04.05.2025).

10. Шулаков В., Сінковський А., Триус Ю. Інформаційна технологія генерування синтетичних медичних даних на основі нейронних мереж // Актуальні завдання медичної, біологічної фізики та інформатики. Матеріали доповідей та виступів II всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю 7 квітня 2023 року Вінниця. Вінниця: Едельвейс. С. 76-82.

11. Home 2024 – OpenAPI Initiative. URL: <https://www.openapis.org/> (дата звернення: 13.07.2024).

12. SOLID принципи. URL: <https://javarush.com/groups/posts/3650-principih-solid-kotorihe-sdelajut-kod-chijshe> (дата звернення: 04.05.2025).

13. Петренко О.М., Ковальчук В.В. Сучасні виклики у розробці відмовостійких систем оцінки ризиків банкрутства. Вісник економічної кібернетики. 2023. № 2(46). С. 78-92.

14. Hossen, M. R., & Islam, M. A. Practical Efficient Microservice Autoscaling. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 50(4), 50–52.

15. Luksa, M. Kubernetes in Action. First Edition. Manning, 2018. 624 p.

16. Lercher, A., Glock, J., Macho, C., & Pinzger, M. Microservice API Evolution in Practice: A Study on Strategies and Challenges. *Journal of Systems and Software*, 215, 112110. URL: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85194951657&doi=10.1016%2fj.jss.2024.112110&partnerID=40&md5=2870b557e40e129d4298150788d62b1d> (дата звернення: 04.05.2025).
17. Heckler, M. *Spring Boot: Up and Running: Building Cloud Native Java and Kotlin Applications*. 1st Edition. O'Reilly Media, 2021. 486 p.
18. Sabharwal, N., & Pandey, P. *Monitoring Microservices and Containerized Applications*.
19. Elizarov, R., Belyaev, M., Akhin, M., & Usmanov, I. *Kotlin Coroutines: Design and Implementation*. *Proceedings of the 2021 ACM SIGPLAN International Symposium on New Ideas, New Paradigms, and Reflections on Programming and Software*.
20. Zuki, S., Mohamad, R., & Saadon, N. Containerized Event-Driven Microservice Architecture. *Baghdad Science Journal*, 21(2(SI)), 0584. URL: <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-85186251434&doi=10.21123%2fbsj.2024.9729&partnerID=40&md5=c12fff81fae6a4d5985a484cb504dcdd> (дата звернення: 04.05.2025).
21. Richardson, C. *Microservices Patterns: With Examples in Java*. First Edition. Manning, 2018. 520 p.
22. Qiu, J. *Test-Driven Development with React: Apply Test-Driven Development in Your Applications*. California, CA: Apress, 2021.
23. OpenZipkin · A Distributed Tracing System. URL: <https://zipkin.io/> (дата звернення: 04.05.2025).
24. THE AWARD-WINNING ALL-IN-ONE JAVA PROFILER. URL: <https://www.ej-technologies.com/products/jprofiler/overview.html> (дата звернення: 13.07.2024).
25. Jones, M. Building a choreographed microservice architecture with the Decorated Saga pattern. *Technology Solution*. August 10, 2023, URL: <https://radicalgeek.co.uk/microservice-architecture/building-a-choreographed->

microservice-architecture-with-the-decorated-saga-pattern/ (дата звернення: 06.05.2025).

26. Bierig, R., Brown, S., Galván, E., & Timoney, J. Testing Object-Oriented Software, Essentials of Software Testing. Cambridge: Cambridge University Press, 2021. С. 165-192.

27. Beck K. Test-Driven Development by Example. Boston, MA: Addison-Wesley, 2015.

28. Open Source Test Automation Framework | Gauge. URL: <https://gauge.org/> (дата звернення: 13.07.2024).

29. Towards Environment-to-Environment (E2E) Multimedia Communication Systems / V. K. Singh та ін. Multimedia Tools and Applications. 2008. Т. 44, № 3. С. 361-388.

30. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Забезпечення відмовостійкості та стабільності роботи інформаційної системи оцінювання ризику банкрутства. // Збірник наукових праць НУК. 2024. № 3(496). С. 99–105. DOI: [http://dx.doi.org/10.15589/znp2024.3\(496\).15](http://dx.doi.org/10.15589/znp2024.3(496).15).

31. Sinkovskyi A., Tryus Y. Information Technology for Education, Science, and Technics Proceedings of ITEST 2024. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. Vol. 221. Springer. 2024. Pp. 406–425. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-71801-4_30

32. Триус Ю.В., Сіньковський А.П., Максимов А.Є., Новосад О.О. Адаптивні інформаційні технології підтримки прийняття рішень у бізнесі // Адаптивні технології управління навчанням. Одеса, 2019. С. 26–28. URL: https://lib.iitta.gov.ua/id/eprint/721167/1/Zbirka_tez_ATL-2019.pdf

33. Триус Ю.В., Гавриленко В.О., Сіньковський А.П., Новосад О.О. Інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей V Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2020): Черкаси, 21-23 травня 2020 р. Черкаси: ЧДТУ, 2020. С. 52-55. ISBN 978-966-9730-55-8

34. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Веб-орієнтована інформаційно-

аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства // Тези доповідей IX Міжнародної науково-практичної конференції з проблем вищої освіти і науки «Інформаційні технології в освіті, науці і виробництві (ІТОНВ-2023)» (25-26 травня 2023 року). Луцьк: відділ іміджу та промоції ЛНТУ, 2023. 336 с. С. 275–278. URL: https://itonv.lntu.edu.ua/files/2023/zbirnyk_itonv-2023.pdf.

35. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей VII Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2024), (Черкаси, 23-24 травня 2024 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси : ЧДТУ, 2024. С. 212-215. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14766662>.

36. Сіньковський А.П. Використання мікросервісної архітектури як основи для забезпечення роботи з даними в інформаційно-аналітичній системі для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей VI Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2022), (Черкаси, 23-25 червня 2022 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси: ЧДТУ, 2022. С. 12–15. URL: https://itest.chdtu.edu.ua/Збірник_тез_ІТОНТ-2022_макет_26_06.pdf. 220 с.

37. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Використання мікросервісної архітектури в системі оцінювання ризику банкрутства підприємства // Сучасний стан та пріоритети модернізації науки, освіти і технологій // Збірник тез доповідей міжнародної науково-практичної конференції (Ізмаїл, 6 липня 2024 року). Ізмаїл: ЦФЕНД, 2024. 63 с. С. 62–63.

38. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Розробка та впровадження веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи для оцінки ризику банкрутства підприємств на основі мікросервісної архітектури. Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського. Випуск 3/2024 (146). С. 99-105. DOI: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.3.14>.

39. Sinkovskyi A., Serhienko O., Shulakov V. Architectural Approaches and Practices of Implementing a Micro Frontend in a Web-Based System for Assessing the Risk of Enterprise Bankruptcy // IV International Science Conference, Trends in the

development of science as the main way to replace old technologies, January 27–29, 2025, Plovdiv, Bulgaria. Pp. 221–224. URL: <https://eu-conf.com/en/events/trends-in-the-development-of-science-as-the-main-way-to-replace-old-technologies/>.

40. Sinkovskyi A., Shulakov V. Neuronetwork for predicting enterprise bankruptcy risk // XXVII International Scientific and Practical Conference «Science of the 21st Century: Searches, Problems, Development Prospects», Paris, France, July 09–12, 2024. ISBN 979-8-89504-813-9, DOI: 10.46299/ISG.2024.1.27, Pp. 50-52. DOI: <http://dx.doi.org/10.46299/isg.2024.1.27>.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішенна актуальна науково-прикладна задача, що полягає в розробці нових та вдосконалені існуючих моделей, методів та інформаційних засобів для комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації на основі апарату нечітких множин, методів штучного інтелекту та веб-орієнтованих рішень.

За результатами проведеного наукового дослідження зроблено наступні *висновки*:

1. Проведено аналіз наукових досліджень, моделей та методів прогнозування фінансової нестабільності підприємств, а також практичних підходів до оцінки ризику їхнього банкрутства. Встановлено, що більшість традиційних моделей мають обмеження у врахуванні якісних характеристик діяльності підприємств та динамічних змін у бізнес-середовищі. Також проведено детальний аналіз категорій бізнес-процесів, що впливають на ризик банкрутства, та визначено ключові кількісні й якісні показники, які характеризують критичні точки нестабільності підприємства.

2. Розроблено модель комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства, побудовану на основі процесного підходу до аналізу його діяльності. Ця модель розглядає підприємство як складну систему з численними внутрішніми та зовнішніми зв'язками, що дозволяє враховувати неоднозначність і невизначеність вхідних даних, властиву сучасним умовам господарювання, та передбачає аналіз кількісних і якісних показників його діяльності із застосуванням апарату нечітких множин.

3. Розроблено метод комплексного оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства з використанням апарату нечітких множин, який передбачає поетапну процедуру збирання вхідних даних, проведення групового експертного оцінювання, побудову індивідуальних нечітких оцінок експертів та їхнє агрегування. Метод дозволяє враховувати як кількісні, так і якісні характеристики діяльності підприємства в умовах невизначеності, поєднуючи апарат нечіткої логіки з

результатами експертного аналізу, що забезпечує підвищену точність і адаптивність до галузевої специфіки під час визначення рівня ризику банкрутства підприємства та формування рекомендацій щодо його запобігання або мінімізації.

4. Розроблено моделі нейронних мереж, які демонструють підвищену точність і надійність прогнозування рівня ризику банкрутства підприємства порівняно з методами дискримінантного аналізу та класичними нейронними мережами. Моделі здатні ефективно обробляти як попередньо оброблені, так і «сирі» (неструктуровані або мінімально оброблені) дані про діяльність підприємств, що є критично важливим в умовах обмеженої або неповної інформації. Проведено навчання та тестування моделей на реальних даних, що підтвердило їхню здатність виявляти складні, нелінійні взаємозв'язки між вхідними параметрами і забезпечувати високий рівень точності прогнозів у практичних умовах.

5. Реалізовано веб-орієнтовану інформаційно-аналітичну систему оцінювання рівня ризику банкрутства підприємств, яка інтегрує розроблені моделі та методи й забезпечує зручний інтерфейс для користувачів, обробку вхідної інформації, формування висновків і рекомендацій для прийняття управлінських рішень. Система побудована на основі мікросервісної архітектури, що забезпечує її масштабованість, гнучкість і можливість оновлення окремих компонентів без зупинки всієї системи. Проведено комплексне тестування функціональних модулів системи, включаючи перевірку на надійність, продуктивність і відмовостійкість, що підтвердило стабільну роботу системи в різних умовах експлуатації. Її впровадження дозволяє суттєво підвищити оперативність, точність і обґрунтованість оцінювання фінансової стабільності підприємств у динамічному бізнес-середовищі.

Практичне значення одержаних результатів наукового дослідження полягає в розробці моделей і методів, що забезпечують надійну оцінку рівня ризиків банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації й сприяють своєчасному впровадженню коригувальних заходів. З цієї метою розроблена веб-орієнтована інформаційна система для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства реалізована з використанням сучасних технологій

резервування даних та безперебійного функціонування, що забезпечує її відмовостійкість та високу надійність. Ефективність результатів роботи підтверджується впровадженням розробленої інформаційної технології оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації в діяльність кількох організацій і суб'єктів підприємництва. Розроблені архітектурні рішення забезпечують інтеграцію запропонованих моделей і методів у практичну діяльність підприємств з використанням технології SaaS, що особливо корисно для представників малого та середнього бізнесу.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на:

- розробку нових архітектур нейронних мереж з метою підвищення точності моделювання та адаптивності до складних економічних умов;
- інтеграцію історичних даних і створення аналітичних інструментів для поглибленого аналізу результатів моделювання;
- автоматизацію процесу оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства на основі визначених параметрів з метою мінімізації впливу людського фактору;
- удосконалення механізмів інтерпретації результатів роботи нейромережових моделей задля підвищення обґрунтованості управлінських рішень;
- розробку адаптивних механізмів автоматичного налаштування нейромережових моделей з урахуванням динаміки економічного середовища;
- інтегрування в систему нечітких нейронних мереж для діагностування можливого банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації.

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Акти впровадження результатів роботи

ТОВ «Асторія 2006»

ЄДРПОУ: 34669878

Юридична адреса: 18028, м. Черкаси, вул. Нечуя-Левицького, 55

Тел./Факс: (0472) 54-06-41

E-mail: astoriya2006@i.ua

ПІДТВЕРДЖЕННЯ

щодо використання результатів дисертаційного дослідження

Сінковського Артема

«Інформаційна технологія оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства
в умовах невизначеності та нечіткої інформації»

Цим документом підтверджується, що результати дисертаційного дослідження Артема Сінковського, зокрема розроблена ним інформаційна технологія оцінювання ризику банкрутства підприємств в умовах невизначеності та нечіткої інформації, були використані у діяльності підприємства у сфері будівництва в період з 2024 по 2025 рік.

Застосування запропонованих науково-практичних підходів дало змогу:

- Кількісно оцінити рівень ризику банкрутства підприємства;
- Виявити ключові фактори, що впливають на зростання ризику в умовах проєктної та сезонної специфіки галузі;
- Сформувати рекомендації щодо мінімізації виявлених ризиків, зокрема в управлінні ресурсами та контрактними зобов'язаннями;
- Підвищити точність управлінських рішень в умовах нестабільного зовнішнього середовища.

У результаті впровадження відповідних організаційних і технічних заходів було оптимізовано процеси управління ризиками, покращено взаємодію між структурними підрозділами та підрядними організаціями, а також досягнуто підвищення стійкості підприємства до економічних викликів. Аналітичні розрахунки засвідчили зменшення ризику банкрутства на 19 %, що підтверджує ефективність запропонованої методики.

Результати дослідження мають прикладне значення та можуть бути корисними для прийняття обґрунтованих рішень у сфері стратегічного та оперативного управління підприємствами будівельної галузі в умовах ризику.

Керівник ТОВ «Асторія 2006»

м. Черкаси

«03» квітня 2025 р.



/Л. І. Орленко/

**ГРОМАДСЬКА ОРГАНІЗАЦІЯ «ІНСТИТУТ СПРИЯННЯ
ПАРТНЕРСТВУ ТА СОЦІАЛЬНИХ ІНІЦІАТИВ»**

СДРПОУ 42782591 18000 м. Черкаси, бульв.Шевченка , 307, кімн 403 тел.: +380677672451

АКТ

використання результатів дисертаційної роботи

Сінковського Артема Петровича

на тему:

«Інформаційна технологія оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації»

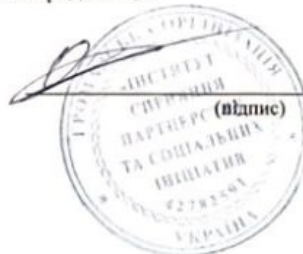
Цим актом засвідчується факт практичного використання результатів дисертаційного дослідження Сінковського А.П. Громадською організацією було інтегровано інформаційну технологію оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства, розроблену в рамках дослідження, у внутрішні системи аналітики та прогнозування під час реалізації ініціатив у 2024–2025 роках.

Розроблена веб-орієнтована система стала ефективним інструментом для оцінки ризику банкрутства суб'єктів підприємницької діяльності. Завдяки використанню алгоритмів, здатних обробляти невизначену та нечітку інформацію, стало можливим здійснювати оцінку фінансової стійкості із використанням як кількісних, так і якісних характеристик діяльності підприємств.

Впровадження системи дозволило ГО «Інститут сприяння партнерству та соціальних ініціатив» оптимізувати процес моніторингу фінансового стану партнерських організацій, забезпечивши раннє виявлення ризикових тенденцій та надання дієвих управлінських рекомендацій. Таким чином, використання інформаційної технології позитивно вплинуло на якість прийняття стратегічних рішень та сприяло загальному підвищенню ефективності управління ризиками в межах діяльності організації.

Отримані результати свідчать про високу практичну значущість розробленої технології та підтверджують її цінність для організацій, що функціонують в умовах високої динаміки та невизначеності економічного середовища.

Представник
Керівник ГО «Інститут
сприяння партнерству та
соціальних ініціатив»



С.В.Обманюк 15 квітня 2025 р.

**ФІЗИЧНА ОСОБА-ПІДПРИЄМЕЦЬ
ДОРОШЕНКО РУСЛАН ОЛЕКСАНДРОВИЧ**

Ідентифікаційний код: 3342022475

Адреса: 18000, Україна, Черкаська область, м. Черкаси, вул. Добровольчих батальйонів, 157

Телефон: +38 (050) 398-73-00

Email: waysport@ukr.net

АКТ

**використання результатів дисертаційної роботи
Сіньковського Артема Петровича**

на тему:

**«Інформаційна технологія оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства
в умовах невизначеності та нечіткої інформації»**

Цим актом підтверджується, що результати дисертаційного дослідження Сіньковського А.П., а саме інформаційна технологія оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації, були використані фізичною особою-підприємцем Дорошенком Р.О. при розробці та впровадженні веб-орієнтованої системи моніторингу фінансового стану підприємства у 2022–2025 роках.

Реалізована система дає змогу автоматизовано оцінювати рівень ризику банкрутства підприємства на основі обробки великого обсягу як кількісних, так і якісних показників. Її інтеграція в бізнес-процеси дала змогу суттєво підвищити швидкість аналізу фінансових даних та забезпечити своєчасне виявлення потенційно небезпечних тенденцій у діяльності підприємства.

Практичне застосування даної технології вже сприяло підвищенню інформованості управлінців щодо стану підприємства, що в перспективі сприяє зміцненню фінансової стабільності та зменшенню ймовірності виникнення кризових ситуацій. Крім того, надані системою рекомендації, що базуються на аналізі ризиків, були використані керівництвом компанії та сприяли підвищенню якості управлінських рішень, а також загальному покращенню фінансової ефективності підприємства.

ФОП Дорошенко Р.О.



30 квітня 2025 р.

ФІЗИЧНА ОСОБА-ПІДПРИЄМЕЦЬ КОНОНЕНКО АНДРІЙ БОГДАНОВИЧ
ЄДРПОУ: 3475906834
Юридична адреса: Україна, Черкаська обл., м. Черкаси, вул. Руставі, 17, кв. 7
Тел.: +380971234567
Email: kononenko.ab@gmail.com

АКТ

використання результатів дисертаційної роботи
Сіньковського Артема Петровича
на тему:

«Інформаційна технологія оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства в умовах невизначеності та нечіткої інформації»

Цим актом засвідчується факт практичного використання результатів дисертаційного дослідження Сіньковського А.П. фізичною особою-підприємцем Кононенком Андрієм Богдановичем.


Розроблена в межах дослідження інформаційна технологія оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства була інтегрована у власні аналітичні системи ФОП Кононенка А.Б. з метою надання як результатів користувачам, так і для власних потреб підприємця у 2024–2025 роках.

Застосована веб-орієнтована система виявилася ефективним інструментом для аналізу фінансової стійкості суб'єктів підприємницької діяльності. Завдяки використанню алгоритмів, здатних працювати з невизначеною та нечіткою інформацією, стало можливим враховувати як кількісні, так і якісні показники діяльності підприємств.

Використання інформаційної технології дозволило покращити процес аналізу ризиків та сприяло підвищенню ефективності прийняття управлінських рішень в межах підприємницької діяльності ФОП Кононенка А.Б.

Практичні результати свідчать про високу ефективність розробленої технології та її придатність для застосування в умовах невизначеного економічного середовища.

Представник
ФОП Кононенко А.Б.


(підпис)

02 лютого 2025



АКТ
використання результатів дисертаційної роботи
Сіньковського Артема Петровича
«Інформаційна технологія оцінювання рівня ризику підприємства в умовах
невизначеності та нечіткої інформації» в освітньому процесі

Комісія у складі:

голови – завідувача кафедри комп'ютерних наук та системного аналізу Черкаського державного технологічного університету доктора педагогічних наук, кандидата фізико-математичних наук, професора Триуса Ю.В.;

членів комісії – доктора технічних наук, професора, професора кафедри комп'ютерних наук та системного аналізу Данченко О.Б., кандидата технічних наук, доцента, професора кафедри комп'ютерних наук та системного аналізу Підгорного М.В.

склала цей акт про те, що результати дисертаційного дослідження Сіньковського А.П., а також результати, що отримані ним в межах науково-дослідної роботи кафедри «Веб-орієнтовані інформаційні технології підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності, ризику та нечіткої інформації для підприємств малого і середнього бізнесу та закладів вищої освіти» (№ державної реєстрації: 0124U000900, 2024 – 2027 р.р.), були використані в процесі підготовки навчальних матеріалів для лекційних занять та лабораторних робіт з дисципліни «Системи і методи прийняття рішень в управлінні стартапами та проектами в галузі інформаційних технологій» для здобувачів освітнього ступеня магістр за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки, освітня програма «Управління стартапами і проектами в галузі інформаційних технологій», з дисципліни вільного вибору «Нечіткі моделі і методи прийняття рішень» для здобувачів освітнього ступеня магістр всіх спеціальностей і всіх освітніх програм галузі знань 12 Інформаційні технології Черкаського державного технологічного університету дисципліни вільного вибору «Експертні технології прийняття рішень» в частині застосування теорії нечітких множин для прогнозування ризику банкрутства,

Розроблена Сіньковським А.П. у межах дисертаційного дослідження веб-орієнтована інформаційно-аналітична система використовується як при проведенні лабораторних робіт із зазначених дисциплін для реалізації традиційних і сучасних методів прогнозування ризику банкрутства на основі нечітких множин і нейронних мереж, так і при проведенні науково-дослідної роботи студентів та аспірантів кафедри.

Окрім того, матеріали роботи використовуються при вивченні дисциплін «Проектування прикладного програмного забезпечення», «Конструювання прикладного програмного забезпечення» підготовки здобувачів освітнього ступеня бакалавр за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки, освітня програма «Комп'ютерні науки та прикладне програмування», в частині застосування мікросервісної архітектури для розробки ПЗ.

Застосування науково-практичних результатів дисертаційного дослідження Сіньковського Артема Петровича сприяє підвищенню рівня засвоєння навчального матеріалу дисциплін здобувачами за рахунок поглибленого вивчення сучасних методів прогнозування, а також набуттю ними практичних навичок роботи з сучасним веб-орієнтованим програмним забезпеченням.

Голова комісії

завідувач кафедри КНСА
 д.пед.н., к.ф.-м.н., професор

Члени комісії:

професор кафедри КНСА,
 д.т.н., професор
 професор кафедри КНСА,
 к.т.н., доцент

Юрій ТРИУС

Олена ДАНЧЕНКО

Микола ПІДГОРНИЙ

ДОДАТОК Б

Список опублікованих праць за темою дисертації

Список опублікованих праць за темою дисертації:

– *статті у наукових фахових виданнях України та іноземних виданнях, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:*

1. Sinkovskyi A., Tryus Y. Web-Oriented Information and Analytical System for Assessing the Risk of Bankruptcy // Information Technology for Education, Science, and Technics Proceedings of ITEST 2024. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. Vol. 221. Springer. 2024. Pp. 406–425. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-71801-4_30 (Scopus).

Особистий внесок автора: реалізація веб-орієнтованої архітектури інформаційної системи для оцінки ризику банкрутства, включаючи інтеграцію механізму нечіткої логіки для підвищення об'єктивності аналізу кількісних та якісних показників підприємства. Обсяг – 0,26 друк. арк.

2. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Розробка та впровадження веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи для оцінки ризику банкрутства підприємств на основі мікросервісної архітектури. Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського. Випуск 3/2024 (146). С. 99–105. DOI: <https://doi.org/10.32782/1995-0519.2024.3.14>. Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: розроблення архітектури веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи для оцінки ризику банкрутства підприємств, її реалізація з використанням мікросервісної архітектури та сучасних технологій, а також проведення експериментальних досліджень. Обсяг – 0,2 друк. арк.

3. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Забезпечення відмовостійкості та стабільності роботи інформаційної системи оцінювання ризику банкрутства. // Збірник наукових праць НУК. 2024. № 3(496). С. 99–105. DOI: [http://dx.doi.org/10.15589/znp2024.3\(496\).15](http://dx.doi.org/10.15589/znp2024.3(496).15). Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: розробка засобів забезпечення відмовостійкості та стабільності роботи інформаційної системи, впровадження автоматичного

масштабування, *event-driven* архітектури та патерну *Circuit Breaker*, а також дослідження стійкості окремих компонентів системи. Обсяг – 0,21 друк. арк.

4. Sinkovskyi A., Shulakov V. Developing a Neuro-Flexible Mechanism of Bankruptcy Risk Estimation Based on Conditional Parameters // Technology Audit and Production Reserves. 2024. № 8(14). P. 20–23. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.309963>. Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: побудова нейро-гнучкого механізму оцінювання ризику банкрутства підприємств із використанням нечіткої логіки та адаптивної моделі. Проведення експериментального дослідження точності прогнозування на основі фінансових показників. Обсяг – 0,15 друк. арк.

5. Sinkovskyi A., Shulakov V. Development of Fuzzified Neural Network for Enterprise Bankruptcy Risk Estimation // Technology Audit and Production Reserves. 2024. № 6(26). С. 19–22. DOI: <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.306873>. Фахове видання категорії Б.

Особистий внесок автора: поєднання методів нечіткої логіки та штучних нейронних мереж для підвищення точності оцінювання ризику банкрутства підприємств, а також оптимізація нейронної мережі для обробки складних фінансових показників. Обсяг – 0,14 друк. арк.

– **наукові праці, що засвідчують апробацію матеріалів дисертації:**

6. Шулаков В., Сінковський А., Триус Ю. Інформаційна технологія генерування синтетичних медичних даних на основі нейронних мереж // Актуальні проблеми медичної, біологічної фізики та комп'ютерних наук. Матеріали доповідей і виступів II Всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю, 7 квітня 2023 року. Вінниця: Едельвейс. С. 76-82.

Особистий внесок автора: розроблено прототип модуля генерації синтетичних даних, а також створено механізм інтеграції синтетичних даних у цільове середовище. Обсяг – 0,03 друк. арк.

7. Триус Ю.В., Сінковський А.П., Максимов А.Є., Новосад О.О. Адаптивні інформаційні технології підтримки прийняття рішень у бізнесі //

Адаптивні технології управління навчанням. Одеса, 2019. С. 26–28.
URL: https://lib.iitta.gov.ua/id/eprint/721167/1/Zbirka_tez_ATL-2019.pdf

Особистий внесок автора: розробка структури модуля прийняття рішень та інтеграція з бізнес-логікою. Обсяг – 0,02 друк. арк.

8. Триус Ю.В., Гавриленко В.О., Сіньковський А.П., Новосад О.О. Інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей V Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2020): Черкаси, 21-23 травня 2020 р. Черкаси: ЧДТУ, 2020. С. 52-55. ISBN 978-966-9730-55-8.

Особистий внесок автора: створення прототипу інформаційно-аналітичної системи оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства та тестування її на реальних даних. Обсяг – 0,03 друк. арк.

9. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Використання мікросервісної архітектури як основи для забезпечення роботи з даними в інформаційно-аналітичній системі для оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей VI Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2022), (Черкаси, 23-25 червня 2022 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси: ЧДТУ, 2022. С. 12–15. URL: https://itest.chdtu.edu.ua/Збірник_тез_ІТОНТ-2022_макет_26_06.pdf. *Особистий внесок автора: розроблення принципів побудови мікросервісної архітектури та її реалізація у системі оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства. Обсяг – 0,03 друк. арк.*

10. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Використання мікросервісної архітектури в системі оцінювання ризику банкрутства підприємства // Сучасний стан та пріоритети модернізації науки, освіти і технологій // Збірник тез доповідей міжнародної науково-практичної конференції (Ізмаїл, 6 липня 2024 року). Ізмаїл: ЦФЕНД, 2024. 63 с. С. 62–63.

Особистий внесок автора: розробка та впровадження мікросервісної архітектури в інформаційно-аналітичну систему оцінювання ризику

банкрутства, орієнтовану на підвищення гнучкості, масштабованості та надійності. Обсяг – 0,02 друк. арк.

11. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Веб-орієнтована інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства // Тези доповідей IX Міжнародної науково-практичної конференції з проблем вищої освіти і науки «Інформаційні технології в освіті, науці і виробництві (ІТОНВ-2023) (25-26 травня 2023 року). Луцьк: відділ іміджу та промоції ЛНТУ, 2023. 336 с. С. 275–278. URL: https://itonv.lntu.edu.ua/files/2023/zbirnyk_itonv-2023.pdf.

Особистий внесок автора: опис та реалізація веб-орієнтованої інформаційно-аналітичної системи оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства. Обсяг – 0,02 друк. арк.

12. Сіньковський А.П., Триус Ю.В. Інформаційно-аналітична система оцінювання рівня ризику банкрутства підприємства // Тези доповідей VII Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології в освіті, науці і техніці» (ІТОНТ-2024), (Черкаси, 23-24 травня 2024 р.) [Електронний ресурс]. Черкаси : ЧДТУ, 2024. С. 212–215. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14766662>.

Особистий внесок автора: створення інформаційної технології та її реалізація як веб-орієнтованого сервісу для вирішення задачі оцінювання ризику банкрутства підприємства в режимі он-лайн на основі процесного підходу і застосування апарату нечітких множин. Обсяг – 0,02 друк. арк.

13. Шулаков В., Сіньковський А., Триус Ю. Розподілена система генерування синтетичних медичних даних // Медико-технічна співпраця заради перемоги: Актуальні завдання медичної, біологічної фізики та інформатики. Матеріали доповідей і виступів III Всеукраїнської науково-практичної конференції з міжнародною участю, 5-6 квітня 2024 року. Вінниця: Едельвейс. С. 29–33.

Особистий внесок автора: здійснено розробку прототипу модуля генерації синтетичних даних, а також спроектовано та реалізовано механізм інтеграції згенерованих синтетичних даних у відповідне цільове середовище. Обсяг – 0,03 друк. арк.

14. Sinkovskyi A., Serhienko O., Shulakov V. Architectural Approaches and Practices of Implementing a Micro Frontend in a Web-Based System for Assessing the Risk of Enterprise Bankruptcy // IV International Science Conference, Trends in the development of science as the main way to replace old technologies, January 27–29, 2025, Plovdiv, Bulgaria. Pp. 221–224. URL: <https://eu-conf.com/en/events/trends-in-the-development-of-science-as-the-main-way-to-replace-old-technologies/>.

Особистий внесок автора: розроблення підходу до мікрофронтенд-архітектури для інформаційної системи. Обсяг – 0,03 друк. арк.

15. Sinkovskyi A., Shulakov V. Neuronetwork for predicting enterprise bankruptcy risk // XXVII International Scientific and Practical Conference «Science of the 21st Century: Searches, Problems, Development Prospects», Paris, France, July 09–12, 2024. Pp. 50-52. DOI: <http://dx.doi.org/10.46299/isg.2024.1.27>.

Особистий внесок автора: побудова нейромережевої моделі прогнозування рівня ризику банкрутства підприємства. Обсяг – 0,02 друк. арк.

ДОДАТОК В

Кількісні і якісні показники, що характеризують бізнес-процеси підприємства

Таблиця В.1 – Показники, що характеризують бізнес-процеси підприємства [В.1]

Бізнес-процеси	Легенда	Кількісні показники Fn	Легенда	Якісні показники Fq
Виготовлення F1	Fn1.1	Темпи зростання (зменшення) промислового виробництва	Fq1.1	Розмір і потужність виробництва
	Fn1.2	Темпи зростання (зниження) собівартості продукції	Fq1.2	Тип і вік обладнання
	Fn1.3	Питома вага собівартості продукції в загальній собівартості	Fq1.3	джерела постачання
	Fn1.4	Витрати на 1 грн реалізованої продукції	Fq1.4	нормування роботи
	Fn1.5	Продуктивність праці	Fq1.5	Наявність нових технологій та обладнання на ринку
			Fq1.6	Технологічна структура інвестицій
Управління F2	Fn2.1	Темпи зростання (зменшення) доходів населення	Fq2.1	імідж керівника
	Fn2.2	Темпи зростання (зменшення) витрат	Fq2.2	Кількість рівнів управлінської ієрархії
	Fn2.3	Відношення рентабельності продажів до суми активів	Fq2.3	Корпоративна культура
	Fn2.4	Оборотність дебіторської заборгованості	Fq2.4	Відносини з конкурентами
	Fn2.5	Термін погашення дебіторської заборгованості (днів)	Fq2.5	Партнери підприємства
	Fn2.6	Оборот кредиторської заборгованості	Fq2.6	Підрядників
	Fn2.7	Строк погашення зарплати (днів)	Fq2.7	Посередників
	Fn2.8	Тривалість операційного циклу, днів	Fq2.8	Інвесторів
	Fn2.9	Тривалість фінансового циклу, днів	Fq2.9	Органи державної влади та місцевого самоврядування
	Fn2.10	Відношення швидко реалізованих активів до суми активів	Fq2.10	Контролюючі органи

	Fn2.11	Відношення оборотних коштів до виручки від реалізації		
Фінансовий F3	Fn3.1	Рентабельність активів (%)	Fq3.1	Джерела грошових доходів
	Fn3.2	Рентабельність власного капіталу	Fq3.2	Цінова політика
	Fn3.3	рентабельність продажів	Fq3.3	Резерви для збільшення прибутку
	Fn3.4	Рентабельність чистих активів	Fq3.4	Нові можливості реінвестування прибутку
	Fn3.5	Рентабельність власного капіталу	Fq3.5	система оподаткування
	Fn3.6	Рентабельність реалізованих товарів, робіт	Fq3.6	Знання бізнесу
	Fn3.7	Рентабельність оборотних активів	Fq3.7	Стратегічні фінансові цілі
	Fn3.8	Відношення доходу від реалізації до швидко реалізованих активів	Fq3.8	Рівень конкуренції в галузі
	Fn3.9	Відношення прибутку до сплати податків до суми активів	Fq3.9	Рівень попиту на продукцію
	Fn3.10	Власні оборотні кошти	Fq3.10	Механізми та процедури створення нового бізнесу
	Fn3.11	Відношення власних оборотних коштів до суми активів		
	Fn3.12	Відношення зобов'язань до власного капіталу		
	Fn3.13	Відношення власного капіталу до позикового		
	Fn3.14	оборотність активів		
	Fn3.15	Частка мобільних активів у загальній вартості майна підприємства		
	Fn3.16	Відношення оборотних коштів до суми активів		
	Fn3.17	Коефіцієнт заборгованості		
	Fn3.18	Відношення основних засобів до суми чистих активів		
		Показники платоспроможності:		
	Fn3.19	абсолют		
	Fn3.20	Проміжні		
	Fn3.21	Загальне		
	Fn3.22	Коефіцієнт фінансової незалежності (автономії)		

	Fn3.23	Частка фінансових вкладень у сукупних активах (%)		
	Fn3.24	Прибутковість фінансових вкладень		
Людські ресурси F4	Fn4.1	плинність персоналу	Fq4.1	Порядок відбору персоналу
	Fn4.2	Середньомісячна заробітна плата	Fq4.2	Професійна кваліфікація
	Fn4.3	Темпи зростання (зменшення) середньомісячної заробітної плати	Fq4.3	система стимуляції
Маркетинг F5	Fn5.1	рентабельність продажів	Fq5.1	ефективність реклами
	Fn5.2	Ємність ринку	Fq5.2	Якість маркетингових досліджень
	Fn5.3	Оборотність товарних запасів	Fq5.3	Якість обслуговування клієнтів
	Fn5.4	Період обороту продукції	Fq5.4	Діяльність конкурентів, ЗМІ
	Fn5.5	Маржинальний дохід	Fq5.5	Організація продажів і обслуговування (система продажів)
	Fn5.6	Точка беззбитковості	Fq5.6	PR-діяльність підприємства та його конкурентів
			Fq5.7	Ступінь життєвого циклу галузі
			Fq5.8	Залучення маркетингових агентств
Інновації F6	Fn6.1	Частка зростання виробництва за рахунок інтенсифікації виробництва	Fq6.1	Розробка інноваційних продуктів
	Fn6.2	Ефективність технологій виробництва	Fq6.2	Відповідність конкретного інноваційного проекту (конкретної інновації) інтересам різних категорій працівників і власників підприємства
	Fn6.3	Ефективність інформаційних технологій	Fq6.3	Залучення аутсорсингових компаній

1. Гавриленко В. О. Методологія та організація обліково-аналітичного забезпечення антикризового управління підприємством : дис. ... д-ра екон. наук : 08.00.09. Одеса, 2018. 648 с.

ДОДАТОК Г

Архітектура нейронних мереж прогнозатора ризику банкрутства

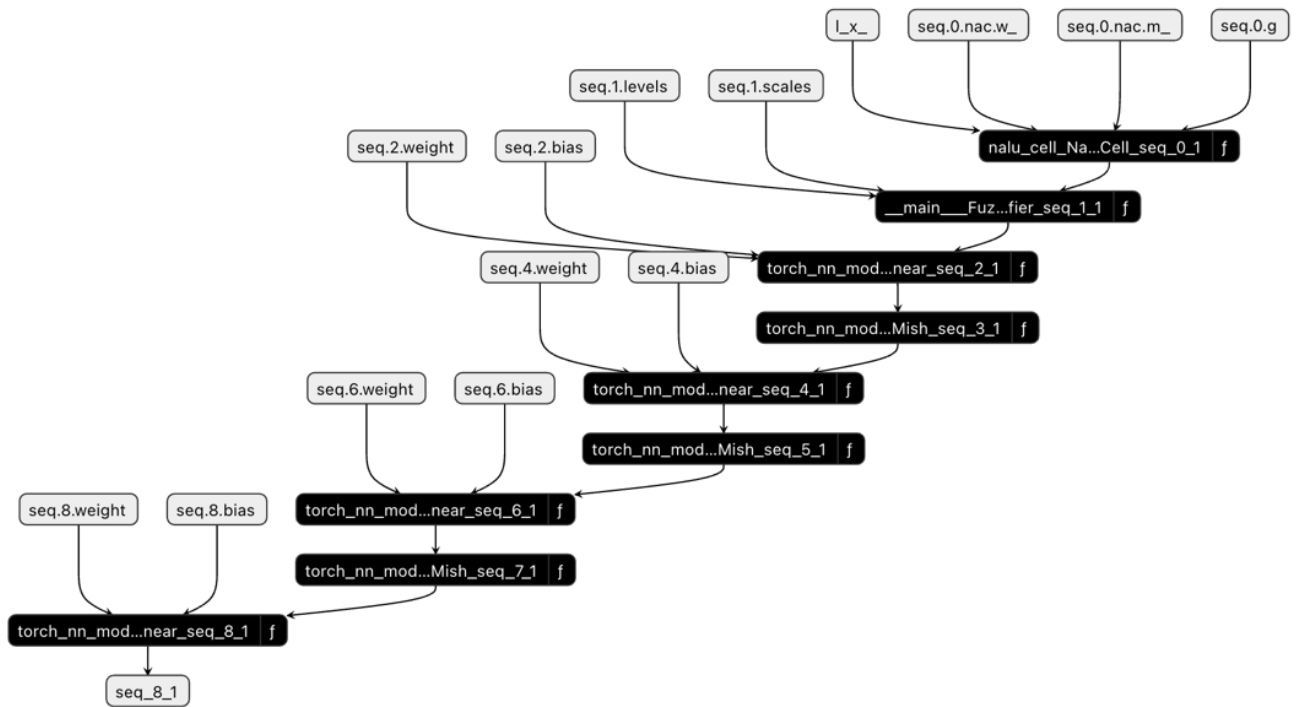


Рисунок Г.1 – Архітектура нейронного прогнозатора ризику банкрутства з блоком NALU [розроблено автором]



Рисунок Г.2 – Архітектура класифікатора банкрутства на основі NALU [розроблено автором]

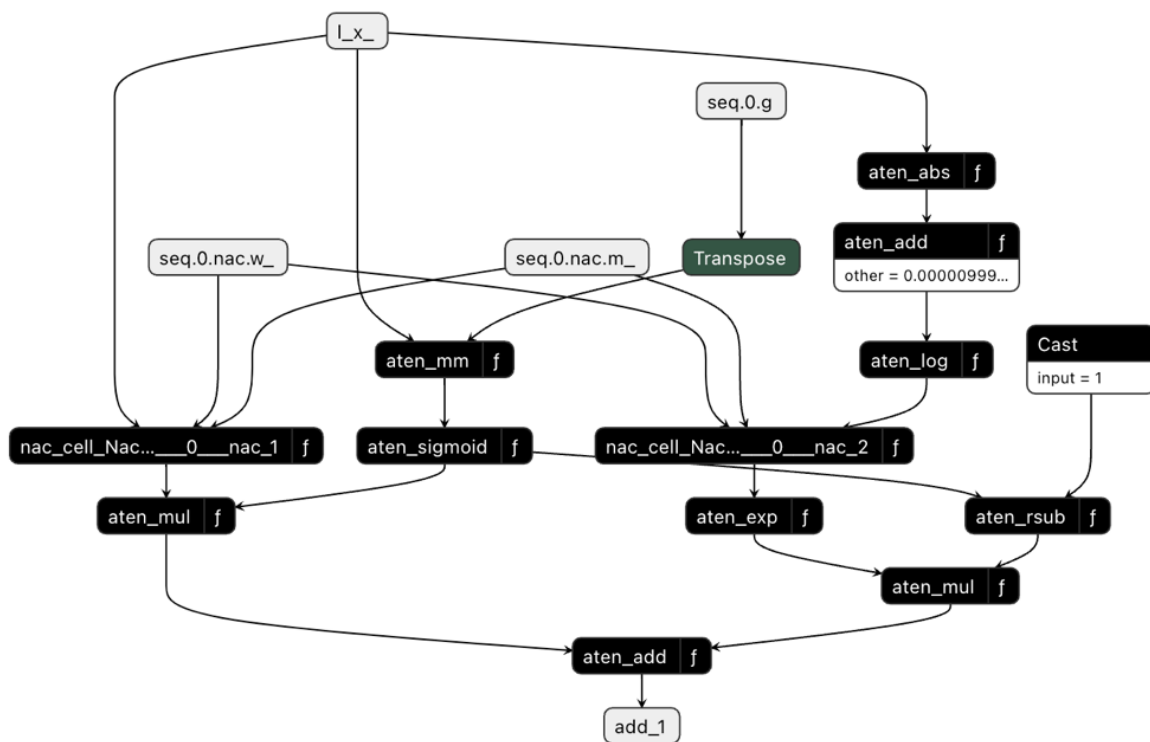


Рисунок Г.3 – Архітектура блоку NALU [розроблено автором]

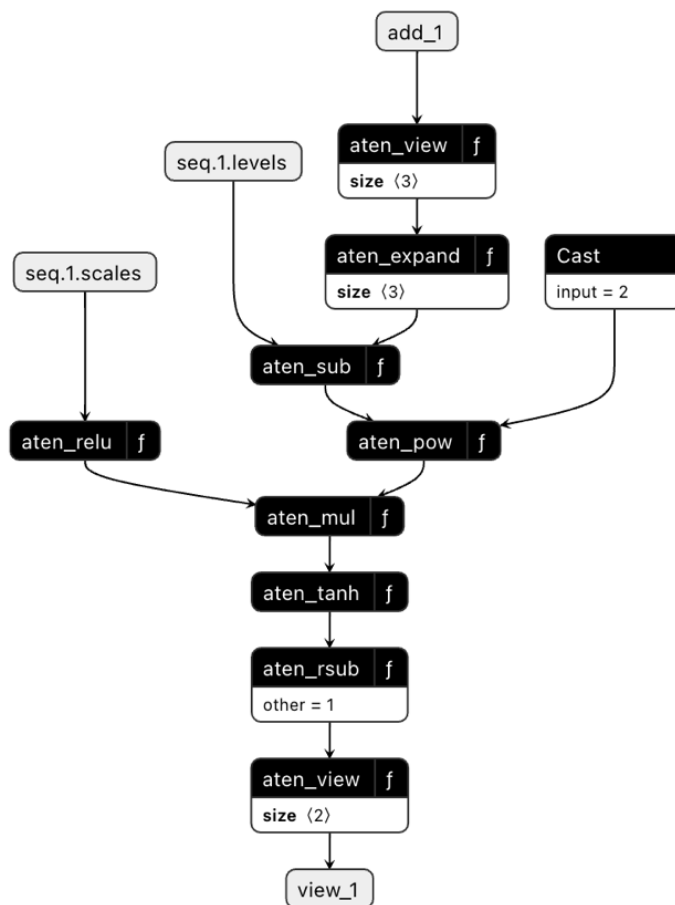


Рисунок Г.4 – Архітектура блоку фазифікації (з моделей FNNB та FTNNB)
[розроблено автором]

Модель фазифікованого класифікатора, що є частиною моделі оцінювання рівня ризику банкрутства.

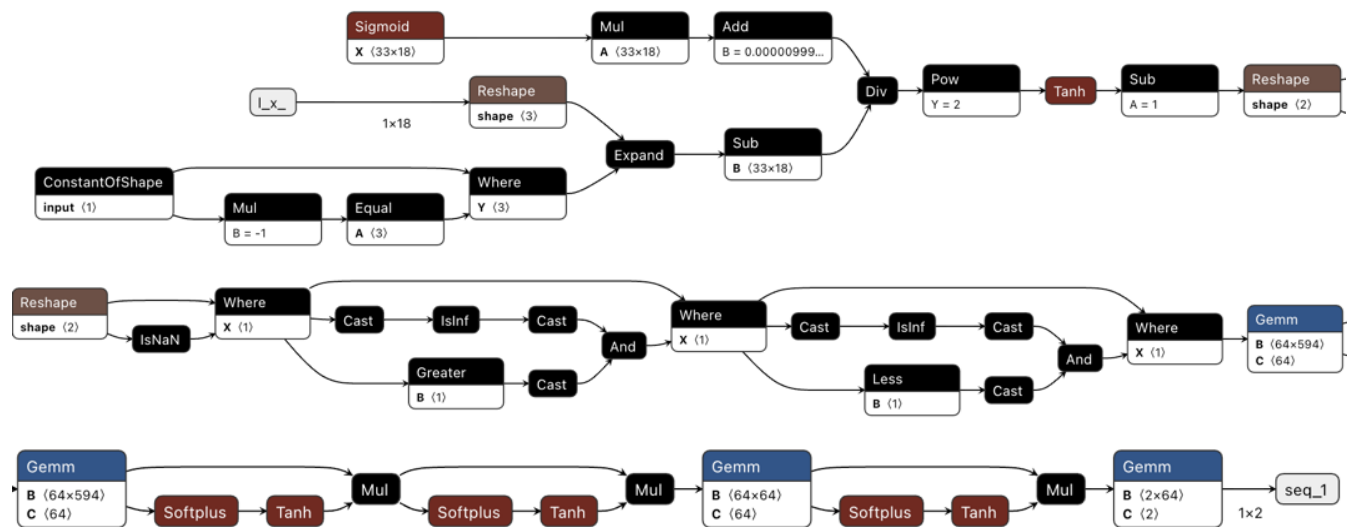


Рисунок Г.5 – Фінальна архітектура класифікатора банкрутства FNNB

[розроблено автором]

ДОДАТОК Д

US Company Bankruptcy Prediction Dataset

Новий набір даних для прогнозування банкрутства, пов'язаний з американськими публічними компаніями, які котируються на Нью-Йоркській фондовій біржі та NASDAQ. Набір даних містить бухгалтерські дані від 8,262 різних компаній, записаних у період з 1999 по 2018 роки.

Згідно з Комісією з цінних паперів і бірж США (SEC), компанія на американському ринку вважається банкрутом за двох умов. По-перше, якщо керівництво компанії подає заяву на розділ 11 Кодексу про банкрутство, що означає намір «реорганізувати» свій бізнес. У цьому випадку керівництво продовжує займатися повсякденними операціями, але значні бізнес-рішення потребують схвалення суду з питань банкрутства. По-друге, якщо керівництво компанії подає заяву на розділ 7 Кодексу про банкрутство, що свідчить про повне припинення діяльності та вихід компанії з бізнесу.

У цьому наборі даних фінансовий рік, що передуює поданню заяви про банкрутство за розділом 11 або розділом 7, позначається як «Банкрутство» (1) для наступного року. Навпаки, якщо компанія не зазнає цих подій банкрутства, вона вважається такою, що функціонує нормально (0). Набір даних є повним, без пропущених значень, синтетичних записів або доданих імпутованих значень.

Кінцевий датасет включає загалом 78682 спостереження комбінацій «компанія-рік». Для полегшення навчання та оцінки моделей, набір даних розділений на три піднабори за часовими періодами. Навчальний набір охоплює дані з 1999 по 2011 рік, валідаційний набір включає дані з 2012 по 2014 рік, а тестовий набір охоплює роки з 2015 по 2018. Тестовий набір служить для оцінки прогностичної здатності моделей у реальних сценаріях із невідомими випадками.

Таблиця Д.1 – Стовпчики (назви фінансових даних) датасету «US Company Bankruptcy Prediction Dataset» [Д.1]

X1	Оборотні активи (Current Assets) – всі активи компанії, які очікується до продажу або використання в результаті стандартних господарських операцій протягом наступного року.
X2	Собівартість проданих товарів (Cost of Goods Sold) – загальна сума, яку компанія сплатила як витрати, безпосередньо пов'язані з реалізацією продукції.
X3	Знос та амортизація (Depreciation and Amortization) – знос означає втрату вартості матеріальних основних засобів з плином часу (таких як майно, машини, будівлі та споруди). Амортизація – це втрата вартості нематеріальних активів з плином часу.
X4	EBITDA (Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation, and Amortization) – прибуток до вирахування відсотків, податків, зносу та амортизації. Це показник загального фінансового результату компанії, що слугує альтернативою чистому прибутку.
X5	Інвентаризація (Inventory) – облік товарів і сировини, які компанія або використовує у виробництві, або продає.
X6	Чистий дохід (Net Income) – загальна прибутковість компанії після того, як із загального доходу вираховували всі витрати та видатки.
X7	Загальна дебіторська заборгованість (Total Accounts Receivable) – залишок грошових коштів, що належать фірмі за поставлені або використані товари чи послуги, але ще не оплачені клієнтами.
X8	Ринкова вартість (Market Value) – ціна активу на ринку. У цьому наборі даних це ринкова капіталізація, оскільки компанії публічно торгуються на фондовому ринку.
X9	Чистий дохід (Net Revenue) – сума валового доходу компанії за вирахуванням повернень, надбавок і знижок.
X10	Сукупні активи (Total Assets) – всі активи або цінності, якими володіє компанія.
X11	Загальний довгостроковий борг (Total Long-Term Debt) – кредити та інші зобов'язання компанії, які не будуть погашені протягом одного року з дати балансу.
X12	ЕБІТ (Earnings Before Interest and Taxes) – прибуток до сплати відсотків і податків.
X13	Валовий прибуток (Gross Profit) – прибуток, який бізнес отримує після вирахування всіх витрат, пов'язаних з виробництвом і продажем продукції або послуг.
X14	Загальні поточні зобов'язання (Total Current Liabilities) – сума кредиторської заборгованості, нарахованих зобов'язань та податків, таких

	як облігації, що підлягають сплаті в кінці року, заробітна плата та комісійні, що залишилися.
X15	Нерозподілений прибуток (Retained Earnings) – сума прибутку, що залишається у компанії після сплати всіх прямих витрат, непрямих витрат, податків на прибуток та дивідендів акціонерам.
X16	Загальний дохід (Total Revenue) – сума доходу, яку бізнес отримав від усіх продажів до вирахування витрат. Може включати відсотки та дивіденди від інвестицій.
X17	Загальні зобов’язання (Total Liabilities) – сукупні борги та зобов’язання, які компанія має перед зовнішніми сторонами.
X18	Загальні операційні витрати (Total Operating Expenses) – витрати, яких зазнає бізнес у процесі своєї звичайної діяльності.

1. Singh U. US Company Bankruptcy Prediction Dataset. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/utkarshx27/american-companies-bankruptcy-prediction-dataset> (дата звернення: 04.05.2025).