

Kotsyuba, O. S. "Modeliuvannia ryzyku investytsiinoi diialnosti" [Risk Modeling of Investment Activity]. *Finansy Ukrainy*, no. 7 (2004): 56-67.

Kotsyuba, O. S. "Rozvytok nechitko-mnozhyhynnoho aparatu vymiriuvannia ryzyku: vypadok odnochasnoi nechitkosti kryterialnoho pokaznyka ta yoho normatyvu" [Development of a Fuzzy Set Apparatus for Risk Measurement: The Case of Simultaneous Fuzziness of the Criterion Indicator and Its Standard]. *Problemy ekonomiky*, no. 4 (2019): 264-271.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-0712-2019-4-264-271>

Kotsyuba, O. S. "Vymiriuvannia ekonomichnoho ryzyku dlia neimovirnisnoi postanovky zadachi" [Measurement of Economic Risk for a Non-Probabilistic Problem Formulation]. *Biznes Inform*, no. 9 (2021): 52-58.

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2021-9-52-58>

Luban, F. "Fuzzy model for risk analysis". *Journal of Industrial Engineering International*, vol. 3, iss. 5 (2007): 19-26. https://jiei.stb.iau.ir/article_511079_ab49ee3cabe830a9ab5421cdae0dba54.pdf

Matviichuk, A. V. *Ekonomichni ryzyky v investytsiini diialnosti* [Economic Risks in Investment Activity]. Vinnytsia: UNIVERSUM-Vinnytsia, 2005.

Nedosekin, A., and Kokosh, A. "Investment risk estimation for arbitrary fuzzy factors of investment project".

In *International Conference on Fuzzy Sets and Soft Computing in Economics and Finance FSSCEF 2004*, vol. 2, 423-437. St. Petersburg: Instituto Mexicano del Petroleo; RFSA, 2004.

Sevastjanov, P., Dimova, L., and Sevastianov, D. "Fuzzy Capital Budgeting: Investment Project Evaluation and Optimization". In *Fuzzy Applications in Industrial Engineering*, part II, 205-228. Berlin; Heidelberg: Springer-Verlag, 2006.

Tarasova, E. V., Nikulina, E. N., and Moskvicheva, N. V. "Analysis of risk assessment methods of innovative projects". *Espacios*, vol. 38, iss. 49 (2017). <https://www.revistaespacios.com/a17v38n49/a17v38n49p18.pdf>

Vitlinskyi, V. V., and Velykoivanenko, H. I. *Ryzykolohiia v ekonomitsi ta pidpriemnytstvi* [Riskology in Economics and Entrepreneurship]. Kyiv: KNEU, 2004.

Zaichenko, Yu. P., and Murha, M. O. "Udoskonalennia metodu optymizatsii nechitkoho fondovoho portfeliiu z novyimi funktsiiami ryzyku" [Improvement of the Fuzzy Stock Portfolio Optimization Method with New Risk Functions]. *Visnyk NTUU «KPI». Informatyka, upravlinnia ta obchysluvalna tekhnika*, no. 54 (2011): 54-63.

Zopounidis, C. et al. *Fuzzy Sets in Management, Economics and Marketing*. Singapore: World Scientific Publishing Company, 2001.

УДК 330.4

JEL: G17; G33

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2023-10-149-161>

СИСТЕМАТИЧНИЙ ОГЛЯД МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ БАНКРУТСТВА ПІДПРИЄМСТВ

©2023 КАНИГІН С. М.

УДК 330.4

JEL: G17; G33

Канигін С. М. Систематичний огляд моделей прогнозування банкрутства підприємств

Метою даного наукового дослідження є глибокий систематичний аналіз та узагальнення існуючих моделей прогнозування банкрутства підприємств. У контексті непередбачуваності світової економіки забезпечення стабільності підприємств стає вкрай актуальним питанням і вимагає детального аналізу. Для цього було обрано базу даних Scopus, відому своїм значним за кількістю та якістю переліком публікацій. Після системного пошуку за допомогою 18 комбінацій ключових слів удалося виявити 1448 потенційно релевантних публікацій. Проте лише 1127 з них відповідали заданим критеріям і були обрані для подальшого аналізу. Основний акцент дослідження ставився на глибоке вивчення характеристик, переваг та обмежень кожної з розглядуваних моделей. Отримані дані дозволили намітити ключові напрямки для подальших досліджень у цій сфері. Важливим аспектом було також тестування моделей на практиці. Для цього були використані дані за 2019-2020 рр. Стосовно 17907 підприємств. Відзначимо, що 353 з них згодом стали банкрутами в період 2021-2023 рр. Застосовуючи мову програмування Python, було проведено глибокий статистичний аналіз та візуалізація отриманих результатів. На підставі аналізу було встановлено, що деякі моделі, зокрема моделі Альтмана, Ліса, Спрінгейта, Дюрана та Терещенка, показали вражаючу точність у прогнозуванні банкрутства. Особливо слід відзначити ефективність моделі Матвійчука, що показала точність 67,7%. У підсумку дане дослідження внесло значний вклад у розробку та розуміння підходів до прогнозування банкрутства підприємств в Україні. Результати мають велике теоретичне та практичне значення для спеціалістів у фінансовій сфері, а також закладають основу для подальших досліджень у цьому напрямку.

Ключові слова: моделі, прогнозування банкрутства, фінансові коефіцієнти, фінансовий менеджмент.

Рис.: 5. Табл.: 10. Формул.: 5. Бібл.: 30.

Канигін Сергій Михайлович – аспірант кафедри митної справи та фінансових послуг, Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця (просп. Науки, 9а, Харків, 61166, Україна)

E-mail: kanygin97@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8710-275X>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorid=58266453500>

UDC 330.4

JEL: G17; G33

Kanyhin S. M. A Systematic Review of Enterprise Bankruptcy Forecasting Models

The purpose of this scientific study is a deep systematic analysis and generalization of existing models for forecasting the bankruptcy of enterprises. In the context of the unpredictability of the world economy, ensuring the stability of enterprises becomes an extremely urgent issue and requires a detailed analysis. For this purpose, the Scopus database was chosen, known for its impressive list of publications in terms of quantity and quality. After a systematic search using

18 keyword combinations, it was possible to identify 1448 potentially relevant publications. However, only 1127 of them met the criteria and were selected for further analysis. The main emphasis of the research was placed on an in-depth study of the characteristics, advantages and limitations of each of the models under consideration. The data obtained made it possible to outline key areas for further research in this area. Testing the models in practice was one further important aspect. For this purpose, data for 2019–2020 were used. Regarding 17907 enterprises, it should be noted that 353 of them subsequently became bankrupt in the period of 2021–2023. Using the Python programming language, a deep statistical analysis and visualization of the results were carried out. Based on the analysis, it was found that some models, including those of Altman, Lees, Springate, Duran, and Tereshchenko, showed impressive accuracy in predicting bankruptcy. Of particular note is the effectiveness of Matviychuk's model, which showed an accuracy of 67.7%. As a result, this study has made a significant contribution to the development and understanding of approaches to forecasting the bankruptcy of enterprises in Ukraine. The results are of great theoretical and practical importance for specialists in the financial sector, and also lay the foundation for further research in this direction.

Keywords: models, bankruptcy forecasting, financial ratios, financial management.

Fig.: 5. **Tabl.:** 10. **Formulae:** 5. **Bibl.:** 30.

Kanyhin Serhii M. – Postgraduate Student of the Department of Customs Affairs and Financial Services, Simon Kuznets Kharkiv National University of Economics (9a Nauky Ave., Kharkiv, 61166, Ukraine)

E-mail: kanygin97@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8710-275X>

Scopus Author ID: <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=58266453500>

Прогнозування потенційного банкрутства підприємства є ключовим напрямком досліджень у фінансовому менеджменті. Воно забезпечує можливість своєчасного реагування, дозволяючи підприємству та інвесторам запобігти фінансовим загрозам, що насуваються, або пом'якшити їхні наслідки. Підходи до прогнозування стають дедалі досконалішими, а їх розвиток базується на досягненнях у різноманітних сферах. У глобальному економічному ландшафті, що постійно змінюється, здатність передбачати банкрутство є необхідністю. Це дозволяє підприємствам критично оцінювати свій фінансовий стан, розпізнавати потенційні ризики, а отже, розробляти ефективні стратегії для подолання кризи. Інструменти прогнозування підвищують прозорість, зміцнюючи довіру серед зацікавлених сторін – від інвесторів і банків до регуляторних органів.

З появою штучного інтелекту та технологій великих даних для цієї дисципліни настала епоха трансформації. Завдяки здатності обробляти великі обсяги даних і розшифровувати складні закономірності, створені моделі значно підвищили точність прогнозів. Дослідження існуючих моделей прогнозування банкрутства наразі є актуальним через мінливий характер глобальної економіки, специфічні галузеві виклики й унікальні регіональні особливості.

Останніми роками декілька вчених і фахівців зосередилися саме на систематизації й оцінці різних моделей прогнозування банкрутства підприємств, а не на їх розробці. Так, Н. А. Alaka та інші [1] розглянули прогнозування банкрутства з точки зору вибору найвідповідніших інструментів. Автори зосередилися на восьми популярних і перспективних підходах для визначення їх ефективності в різних умовах. Загальний висновок дослідження полягає в тому, що жоден конкретний інструмент не є беззаперечно кращим за інші для всіх ідентифікованих критеріїв, проте кожен має свої сильні та слабкі сторони залежно від конкретних обставин. Y. Shi, X. Li [17] визначили, що прогнозування банкрутства в корпоративному

світі продовжує набирати популярності. Вони також звернули увагу на зростаючий інтерес до інноваційних методів, таких як моделі машинного навчання. М. Kovacova та інші [12] провели систематичний огляд змінних, які застосовуються в моделях прогнозування банкрутства країн Вишеградської групи. Засновуючись на статистичному аналізі, автори підтвердили, що науковці кожної країни віддають перевагу різним змінним при розробці моделі прогнозування банкрутства, що свідчить про важливість урахування локальних особливостей економіки при застосуванні існуючих моделей на практиці. Враховуючи результати згаданих публікацій щодо важливості локальних особливостей економіки, є необхідність валідації існуючих моделей прогнозування банкрутства в умовах України.

Мета статті – систематично проаналізувати й узагальнити моделі прогнозування банкрутства підприємств, виявивши їх основні характеристики, переваги та обмеження, а також визначити напрямки для подальших досліджень.

Методика. Було проведено аналіз існуючих публікацій з прогнозування банкрутства для формування повного уявлення про усталені підходи, перелік можливих вхідних змінних та основні проблеми в цій сфері. Ретельне вивчення літератури дозволило спиратися на попередні знання, уникнути дублювання зусиль та виявити прогалини. Як інструмент пошуку було обрано Scopus, що є однією з найбільших наукометричних баз даних, яка містить понад 90 мільйонів [25] наукових журналів, конференцій та книг з різних сфер знань. Ця база має великий потенціал для проведення детального огляду публікацій, що стосуються прогнозування банкрутства. Серед метаданих, що надаються Scopus, є анотації, інформація про цитування та деталі про авторство. Важливо відмітити, що ця база також надає історичний контекст, оскільки містить публікації, що датуються від 1788 року до наших днів.

У рамках первинного пошуку публікацій, пов'язаних з прогнозуванням банкрутства, використано 18 комбінацій дев'яти ключових слів (6 первинних і 3 вторинних) як критерії відбору. Після застосування всіх комбінацій ключових слів загальна кількість результатів склала 1 448. Серед усіх назв публікацій слово «банкрутство» є найбільш поширеним. Більш детально результати пошуку та процес подальшої їх обробки проілюстровано на *рис. 1*. Після збереження результатів пошуку було видалено дублікати. Також було виключено публікації з походженням із держави-агресора. Остаточний набір містить 1 127 публікацій.

Окрім того, у статті проаналізовано точність відібраних моделей на існуючих даних. Для статистичної бази використано відкриті дані за 2019–2020 рр. для 17 907 підприємств, з яких 353 стали банкрутами згідно з Єдиним реєстром підприємств протягом 2021–2023 рр. Як основний аналітичний інструмент використано мову програмування Python. Для оцінки ефективності моделей проведено розрахунок таких метрик, як точність і матриця невідповідностей.

На *рис. 2* продемонстровано динаміку кількості публікацій на тему прогнозування банкрутства протягом 1963–2023 рр.

Згідно з *рис. 2* у період 2008–2023 рр. відбулося значне збільшення кількості публікацій. Це свідчить про те, що досліджувана тема набула важливості. Є помітна тенденція до зростання кількості статей, яка почала формуватися з 2003 р. Помітний сплеск публікацій з прогнозування банкрутства після 2008 р. насамперед пов'язаний зі світовою фінансовою кризою [7], яка посилила важливість розуміння та прогнозування банкрутства. Ця безпрецедентна подія ознаменувала нагальну потребу в надійних підходах до оцінки ризиків, що стимулювало збільшення кількості відповідних досліджень і розробок. Водночас криза дала змогу отримати велику кількість даних про банкрутство, що створило ідеальне підґрунтя для розробки та перевірки прогнозних моделей. Крім того, криза також викликала значний науковий і політичний інтерес до вивчення її першопричин і наслідків, включно з роллю банкрутства, що, можливо, привело до збільшення фінансування досліджень і посилення уваги науковців до цієї сфери. Нарешті, технологічний прогрес за останнє десятиліття дозволив дослідникам створювати більш складні та точні моделі прогнозування, що могло посприяти зростанню кількості публікацій. Таким чином, сукупність цих факторів може пояснити значне зростання кількості публікацій, що

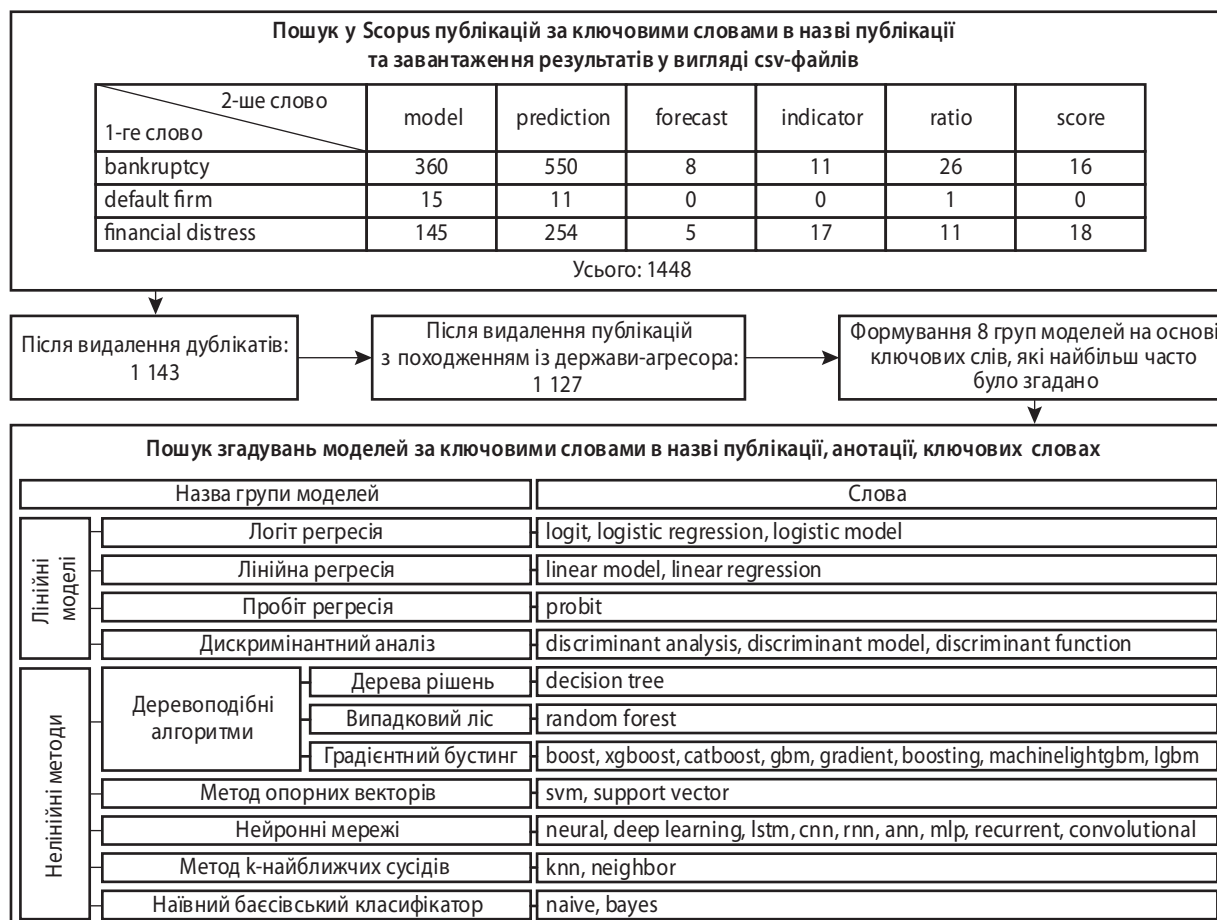


Рис. 1. Процес пошуку у Scopus публікацій у рамках дослідження

Джерело: авторська розробка.

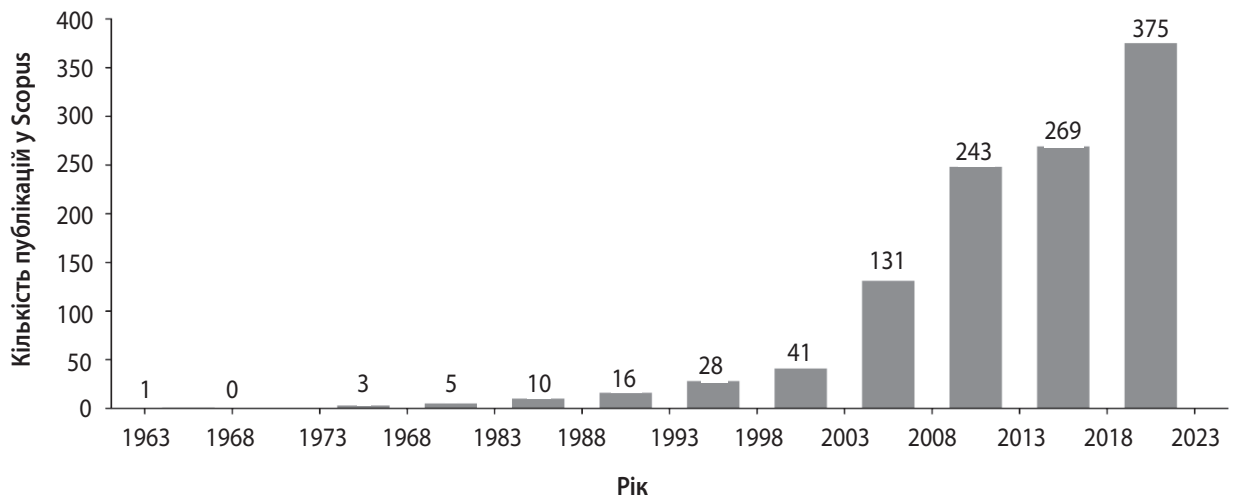


Рис. 2. Динаміка кількості публікацій щодо прогнозування банкрутства протягом 1963–2023 рр.

Джерело: авторська розробка.

індексуються в Scopus, які стосуються прогнозування банкрутства після фінансової кризи 2008 р.

Табл. 1 містить інформацію про найчастіше цитовані статті, включно з авторами, назвою, роком публікації та загальною кількістю посилань, отриманих після публікації.

Як показано в табл. 1, ряд авторів продемонстрували важливість прогнозування банкрутства та його тісний зв'язок з корпоративним світом. Після аналізу ключових слів було сформовано та розглянуто 8 найбільш поширених груп моделей. Варто за-

значити, що в деяких публікаціях досліджено більш ніж один вид моделей, але є й такі, в яких не згадується жодного. Відповідно, сума всіх результатів не обов'язково має дорівнювати 1 127. На рис. 3 наведено результати відповідного аналізу.

Як видно з рис. 3, фокус досліджень постійно змінюється через розвиток статистичних методів та інформаційних технологій. Причому останніми роками швидкість змін зростає. У рамках досліджень було розглянуто найбільш цитовані публікації зі сформованих груп.

Таблиця 1

Найбільш цитовані публікації на основі огляду літератури

Автор(-и)	Назва	Рік публікації	Усього цитувань
Altman E. I.	Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy	1968	6 608
Pan W. T.	A new Fruit Fly Optimization Algorithm: Taking the financial distress model as an example	2012	1 330
Shumway T.	Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model	2001	1 205
Altman E. I., Haldeman R. G., Narayanan P.	Zeta analysis. A new model to identify bankruptcy risk of corporations	1977	1 015
Ravi K. P., Ravi V.	Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques - A review	2007	745
Min J. H., Lee Y. C.	Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters	2005	640
Shin K. S., Lee T. S., Kim H. J.	An application of support vector machines in bankruptcy prediction model	2005	565
Odom M. D., Sharda R.	A neural network model for bankruptcy prediction	1990	476
Wilson R. L., Sharda R.	Bankruptcy prediction using neural networks	1994	459
Atiya A. F.	Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results	2001	434

Джерело: складено на основі зібраних даних.

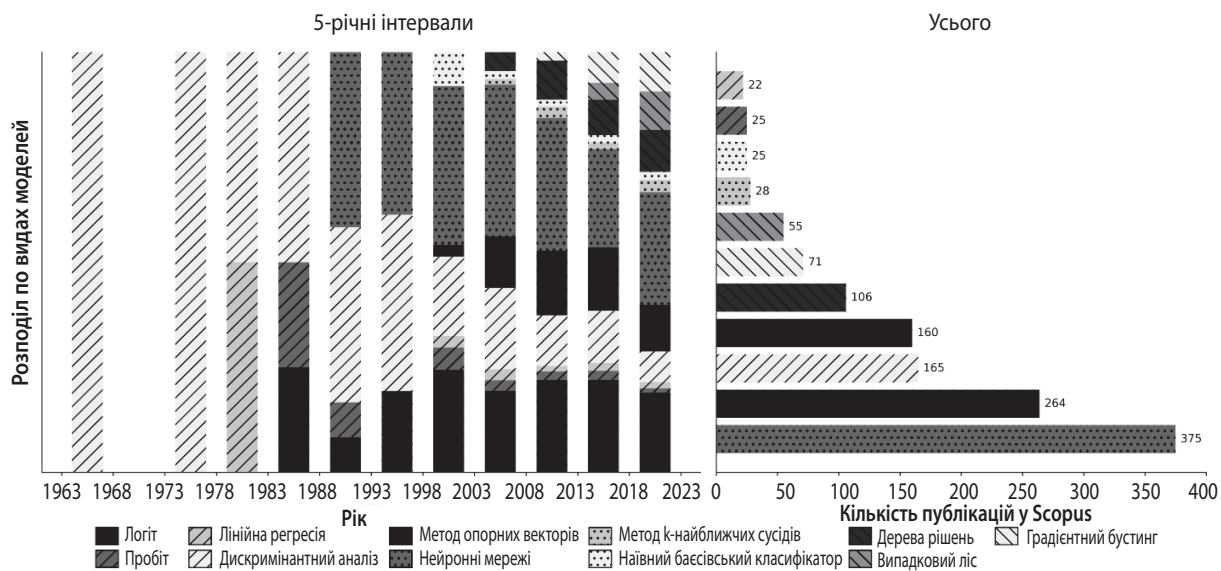


Рис. 3. Частота згадування різних видів моделей прогнозування банкрутства в публікаціях, індексованих у Scopus
 Джерело: авторська розробка.

У 1968 р. Е. І. Альтман (*E. I. Altman*) став піонером у цій галузі, дослідивши, як за допомогою дискримінантного аналізу на основі фінансових коефіцієнтів можна прогнозувати корпоративне банкрутство. Ця робота заклала основу для майбутніх досліджень, висвітливши потенціал цих методів в оцінці фінансового стану компанії [2]. Робота отримала подальший розвиток у 1977 р., коли Е. Альтман, Р. Халдeman і П. Нараянан (*E. I. Altman, R. G. Haldeman, P. Narayanan*) запропонували ЗЕТА-оцінку – більш комплексну модель прогнозування. У дослідженні було зроблено акцент на корисності моделі в різних аспектах, таких як оцінка кредитоспроможності та управління портфелем [4].

Наприкінці 20 століття стався перехід до більш досконалих методів. Відбувалось активне дослідження нейромереж на предмет їхнього потенціалу в прогнозуванні банкрутства. Цей зсув був підкреслений висновками про те, що нейромережі перевершили моделі логістичної регресії за точністю та надійністю прогнозування [23].

Досліджуючи альтернативні методи, К.-С. Шин і Й.-Дж. Лі (*K.-S. Shin, Y.-J. Lee*) у 2002 р. запропонували використовувати генетичні алгоритми для усунення недоліків нейронних мереж. Їх робота підкреслила потенціал інших математичних методів в отриманні моделей, які простіше інтерпретувати [18].

Наступні кілька років стали періодом методологічної диверсифікації. Дослідження С. Джонса та Д. Хеншера (*S. Jones, D. A. Hensher*) 2004 р. представило змішану логіт-модель як новий підхід до прогнозування [11]. Одночасно почали порівнювати різні моделі прогнозування, такі як лінійні моделі, нейромережі та навіть вейвлет-мережі [15]. Окрім того, було зроблено ще один значний прорив, коли з'явилися

моделі на основі машини опорних векторів з оптимізованими параметрами функції ядра, які продемонстрували кращі прогностичні можливості порівняно з попередніми моделями [5].

У середині 2000-х років також були зроблені спроби переглянути й узагальнити знання в цій галузі. У 2007 р. було опубліковано всебічний огляд, який охопив публікації з 1968 по 2005 рр. і став значним джерелом інформації для дослідників [13]. Паралельно досліджувалися нові моделі, такі як узагальнені адитивні моделі та баєсівські мережі, кожна з яких пропонувала унікальні перспективи для прогнозування банкрутства [6; 20].

Наприкінці 2000-х і на початку 2010-х років, як уже зазначалося раніше, глобальний фінансовий ландшафт зазнав кризи, і кількість досліджень збільшилась. Варто зазначити, що дослідження стали більш зосереджені на регіональних контекстах. Наприклад, дослідження 2009 р. було присвячене прогнозуванню банкрутств на Тайвані з використанням декількох моделей і виявило, що особливо ефективною є пробіт-модель [14]. Ще один значний прогрес відбувся у 2012 р. з упровадженням алгоритму оптимізації Fruit Fly, що став новим інструментом для фінансового аналізу [16].

У середині 2010-х років спостерігалось зростання інтересу до машинного навчання та деревовидних моделей. Дослідники оцінювали нейронні мережі для прогнозування фінансових труднощів у конкретних регіонах, таких як Китай [10]. Роком пізніше ансамблеві дерева із синтетичними ознаками були протестовані на їхню ефективність у прогнозуванні банкрутства [24]. 2017 р. ознаменувався кількома досягненнями. Зокрема, було запропоновано під-

хід усереднення баєсівської моделі, який підкреслює важливість конкретних фінансових коефіцієнтів у прогнозуванні банкрутства [4]. Крім того, було створено синергетичну модель з оптимізацією «сірого вовка», яка встановила новий стандарт у цій галузі [22]. Паралельно дослідження Дж. Трачинського (J. Traczynski) підкреслило потенціал нелінійних моделей, таких як випадковий ліс, у поліпшенні точності прогнозування, коли вони доповнюються додатковими фінансовими показниками [21]. В одному з досліджень було розглянуто, як різні типи вхідних даних можуть впливати на точність ансамблів класифікаторів у прогнозуванні банкрутства [9].

Отже, від дискримінантного аналізу наприкінці 1960-х років до складних обчислювальних моделей 2020-х років сфера прогнозування банкрутства стала свідченням невпинного прагнення до точності та інновацій.

Більш детально зазначені види моделей, а також їх переваги та недоліки в контексті прогнозування банкрутства розглянуто на *рис. 4*.

Більшість описаних на *рис. 4* моделей у розглянутих публікаціях розроблялося на основі даних щодо підприємств США. Проте в ряді досліджень, що не потрапили до вибірки за встановленими критеріями, моделі застосовуються до українських підприємств [27; 29] або були адаптовані до формату української звітності [8; 19]. Усі відповідні моделі є лінійними.

Нейромережеві моделі на основі українських даних відсутні, тому розроблено власний варіант рекурентної нейромережі у двох варіаціях – з довгою короткочасною пам'яттю та вентильним рекурентним вузлом.

З метою отримання незалежної оцінки ефективності згаданих лінійних моделей було сформовано спеціальну вибірку із українських підприємств на основі відкритих даних [30]. Вибірка складається із 17 907 підприємств, з яких 353 стали банкрутами згідно із Єдиним реєстром підприємств, щодо яких порушено провадження у справі про банкрутство за 2021–2023 рр. [26]. У *табл. 2* наведено загальну кількість компаній, фінансова звітність яких є публічно доступною.

Вибірка звітності, описана в *табл. 2*, охоплює велику частину українських підприємств. Однак у вибірці було виявлено некоректні дані по малих, мікро- та державних підприємствах. Банківська звітність була коректна, проте характер банківської діяльності та формат їх звітності значно відрізняється від інших підприємств. У зв'язку із зазначеними причинами для подальших розрахунків використано 17 907 підприємств з категорії «інші», що переважно є великими підприємствами. У *табл. 3* наведено загальний опис сформованої вибірки, а саме, рядки 2000 «Чистий дохід» та 2190 «Фінансовий результат» та їх розподіл за категоріями КВЕД.

Таблиця 2

Склад вибірки зі звітністю підприємств України

Тип суб'єкта господарювання	Кількість позицій у відкритих даних за 2019 р. і 2020 р.	
	Балансовий звіт	Звіт про фінансові результати
Державні установи	26 654	27 167
Банки	84	66
Малі підприємства	267 397	267 397
Мікропідприємства	197 137	197 137
Інші підприємства	17 907	17 907
Усього	509 939	510 082

Джерело: складено на основі даних [30].

На основі цієї вибірки застосовано метод оцінки вірогідності банкрутства – коефіцієнт Альтмана в модифікації 1983 р. для підприємств, чії акції не торгуються на біржі [3]. Точність в оригінальній публікації склала 90,9%. Розраховується на базі п'яти фінансових коефіцієнтів, включно з прибутковістю, кредитним плечем, ліквідністю, платоспроможністю та активністю. Коефіцієнт Альтмана розраховується за формулою (1) та використовує показники, наведені в *табл. 4*.

$$Z = 0,717 A + 0,847 B + 3,107 C + 0,42 D + 0,998 E. \quad (1)$$

Згідно з рекомендаціями автора моделі, значення більше 2,9 свідчить про низьку ймовірність банкрутства, а менше 1,23 – про високу.

Також розраховано коефіцієнт за авторством Р. Ліса [28], що визначається за формулою (2) та використовує показники, наведені в *табл. 5*.

$$Z = 0,063 A + 0,092 B + 0,057 C + 0,001 D. \quad (2)$$

Згідно з рекомендаціями автора моделі, значення більше 0,037 свідчить про низьку ймовірність банкрутства, а менше – про високу. Ця модель розроблена у 1978 р. і використовує чотири поширені фінансові коефіцієнти, щоб визначити ймовірність банкрутства.

Модель Г. Спрингейта розроблена на основі даних по 40 компаніях і з точністю 92,5% [19]. У пізніших тестах на основі даних по 50 компаніях із середнім розміром активів 2,5 млн дол. США модель показала точність 88%, а тест на основі даних по 24 компаніях із середнім розміром активів 63,4 млн дол. США показав точність 83%. Коефіцієнт Г. Спрингейта розраховується за формулою (3) і використовує показники, наведені в *табл. 6*.

$$Z = 1,03 A + 3,07 B + 0,66 C + 0,4 D. \quad (3)$$

Згідно з рекомендаціями автора цієї моделі, значення більше 0,862 свідчить про низьку ймовірність банкрутства, а менше – про високу. У випадку з цим коефіцієнтом усі підприємства з реєстру справ про банкрутство були в зоні високого ризику.

Лінійні моделі		
Логіт регресія	Статистична модель, яка використовує логістичну функцію для моделювання бінарної залежної змінної	
	Дає уявлення про взаємозв'язок між вхідними змінними та результатом	
	Неефективна при роботі зі складними, нелінійними зв'язками між змінними, що може обмежити прогностичну ефективність	
Лінійна регресія	Прогнозує ймовірність настання події. Використовує кумулятивну функцію нормального розподілу	
	Часто використовується, коли передбачається, що розподіл основних латентних змінних є нормальним	
	Чутлива до екстремальних значень через припущення про нормальний розподіл	
Пробіт регресія	Прогнозує значення безперервної залежної змінної на основі однієї або декількох незалежних змінних	
	Коефіцієнти відображають прямий вплив предикторів	
	Вразлива до аномалій, мультиколінеарності та гетероскедастичності	
Дискримінантний аналіз	Використовується для пошуку комбінації предикторних змінних	
	Може використовуватися для більш ніж двох груп	
	Припускає нормальність, лінійність і гомоскедастичність. Не працює, якщо групи мають дуже різні коваріаційні матриці	
Нелінійні методи		
Деревоподібні алгоритми	Дерева рішень	Приймає рішення на основі низки правил, виведених з даних
		Ієрархічна природа дерев рішень є легкою для інтерпретації
		Схильні до перенавчання (генерації надто складних дерев)
	Випадковий ліс	Набір дерев рішень, які працюють як ансамбль. Кожне дерево навчається на окремій підмножині даних
		Стійкий до перенавчання та може виявляти нелінійні зв'язки між змінними
		Потребує великої обчислювальної потужності, вимагає великої кількості даних, складний для інтерпретації
Гرادієнтний бустинг	Послідовний набір дерев рішень, де кожне дерево має на меті виправити помилки попереднього	
	Стійкий до перенавчання та може виявляти нелінійні зв'язки між змінними	
	Схильний до перенавчання, вимагає ретельного налаштування параметрів	
Метод опорних векторів	Знаходить найкращу гіперплощину або набір гіперплощин у високорозмірному просторі, що чітко класифікує точки даних	
	Стійкий до перенавчання	
	Складний для інтерпретації, а їхня продуктивність може бути чутливою до вибору параметрів і параметрів регуляризації	
Нейронні мережі	Набір алгоритмів, призначених для розпізнавання патернів у даних за допомогою машинного навчання	
	Може виявляти нелінійні зв'язки між змінними	
	Потребує великої обчислювальної потужності, вимагає великої кількості даних, складний для інтерпретації	
Метод k-найближчих сусідів	Визначає клас об'єкта на основі класів його k-найближчих сусідів у просторі ознак	
	Простий у реалізації та може обробляти нелінійні дані	
	Чутливий до локальної структури даних, аномалій і нерелевантних атрибутів	
Наївний баєсівський класифікатор	Статистичний алгоритм класифікації, який базується на теоремі Баєса та припускає незалежність ознак між собою.	
	Простий у впровадженні та може працювати з великою кількістю ознак	
	Вразливий до мультиколінеарності	

Рис. 4. Групи моделей прогнозування банкрутства – опис, переваги, недоліки

Джерело: авторська розробка.

Аналіз за моделлю оцінки ймовірності банкрутства за авторством Д. Дюрана спрямований на оцінювання платоспроможності та ризику банкрутства [8]. Належить до класу евристичних моделей. Її створено на основі скорингового аналізу за трьома показниками: рентабельність сукупного капіталу ($P_{ск}$), коефіцієнт покриття (K_n) і коефіцієнт фінансової незалежності (K_a). У моделі Дюрана розраховується комплексний показник фінансового стану у вигляді показника платоспроможності підприємства (табл. 7, табл. 8).

Сума балів становить комплексний показник фінансового стану підприємства, якісну градацію якого подано у вигляді розподілу підприємств за класами, відповідно до рейтингового числа – суми балів.

До 1 класу належать підприємства з гарним запасом фінансової стабільності, а до 5 класу – практично неспроможні підприємства [8].

Перейдемо до моделі оцінки ймовірності банкрутства за авторством О. О. Терещенка [29]. Це модель, що містить шість показників, побудована на основі даних 850 підприємств різних галузей. Ймовірність настання банкрутства підприємства за універсальною моделлю О. О. Терещенка розраховується за формулою (4) та використовує показники, наведені в табл. 9.

$$Z = 1,5 A + 0,08 B + 10 C + 5 D + 0,3 E + 0,1 F. \quad (4)$$

Загальні сумарні фінансові показники по галузях у наявних даних

Галузь	Кількість компаній	Усього дохід (млрд грн)	Усього фінансовий результат (млрд грн)
Переробна промисловість	3240	1557,45	-10,82
Фінанси та страхування	3081	85,83	35,79
Торгівля	2898	2636,6	31,72
Логістика	880	422,71	33,49
Професійна, наукова та технічна діяльність	849	265,62	-12,42
Сільське, лісове та рибне господарство	842	217,39	3,43
Будівництво	783	163,53	0,59
Адміністрування	693	39,11	-5,34
Медицина та соціальна допомога	626	164,51	27,22
Нерухомість	539	38,31	-8,39
Державне управління та оборона	528	164,4	5,19
Енергетика	488	783,33	-64,64
Добувна промисловість	439	282,93	50,3
Водопостачання та відходи	394	41,56	-1
Інформація та телекомунікації	383	124,41	14,24
Мистецтво, спорт, розваги та відпочинок	316	62,87	-3,16
Освіта	266	127,38	32,88
Харчування	192	15,96	-1,66
Інше	470	1,08	-0,17
Усього	17 907	7194,98	127,25

Джерело: складено на основі даних [30].

Таблиця 4

Порядок розрахунку показників моделі Альтмана

Умовне позначення показника	Назва показника	Формула розрахунку на базі форм фінансової звітності 1 і 2
A	Оборотний капітал / Активи	$(1195 - 1695) / 1300$
B	Нерозподілений прибуток / Активи	$1420 / 1300$
C	Фінансовий результат до оподаткування / Активи	$(2290 - 2295) / 1300$
D	Власний капітал / Позиковий капітал	$1495 / (1900 - 1495)$
E	Чистий дохід / Активи	$2000 / 1300$

Джерело: складено за [3].

Таблиця 5

Порядок розрахунку показників моделі Р. Ліса

Умовне позначення показника	Назва показника	Формула розрахунку на базі форм фінансової звітності 1 і 2
A	Оборотний капітал / Активи	$(1195 - 1695) / 1300$
B	Операційний прибуток / Активи	$2190 / 1300$
C	Нерозподілений прибуток / Активи	$1420 / 1300$
D	Власний капітал / Позиковий капітал	$1495 / (1900 - 1495)$

Джерело: складено за [28].

Таблиця 6

Порядок розрахунку показників моделі Г. Спрингейта

Умовне позначення показника	Назва показника	Формула розрахунку на базі форм фінансової звітності 1 і 2
A	Оборотний капітал / Активи	$(1195 - 1695) / 1300$
B	Фінансовий результат до оподаткування / Активи	$(2290 - 2295) / 1300$
C	Фінансовий результат до оподаткування / Поточні зобов'язання	$(2290 - 2295) / 1695$
D	Чистий дохід / Активи	$2000 / 1300$

Джерело: складено за [19].

Таблиця 7

Порядок розрахунку показників моделі Д. Дюрана

Показник	Класи підприємств за Д. Дюраном				
	I	II	III	IV	V
$P_{ск}$	$P_{ск} \geq 30$ 50 балів	$30 > P_{ск} \geq 20$ від 50 до 35 балів	$20 > P_{ск} \geq 10$ від 35 до 20 балів	$10 > P_{ск} \geq 1$ від 20 до 4 балів	$P_{ск} < 1$ 0 балів
K_n	$K_n \geq 2$ 30 балів	$2 > K_n \geq 1,7$ від 30 до 20 балів	$1,7 > K_n \geq 1,4$ від 20 до 10 балів	$1,4 > K_n \geq 1,1$ від 10 до 1 балів	$K_n < 1,1$ 0 балів
K_a	$K_a \geq 0,7$ 20 балів	$0,7 > K_a \geq 0,45$ від 20 до 10 балів	$0,45 > K_a \geq 0,3$ від 10 до 5 балів	$0,3 > K_a \geq 0,2$ від 5 до 1 балів	$K_a < 0,2$ 0 балів
Межі класів	100 балів	Межі класів	100 балів	Межі класів	100 балів

Джерело: складено за [8].

Таблиця 8

Порядок розрахунку показників моделі Д. Дюрана

Умовне позначення показника	Назва показника	Формула розрахунків на базі форм фінансової звітності 1 і 2
$P_{ск}$	Коефіцієнт рентабельності загального капіталу	$(2290 - 2295) / 1900$
K_n	Коефіцієнт покриття заборгованості	$1195 / 1695$
K_a	Коефіцієнт фінансової автономії	$1495 / 1900$

Джерело: складено за [8].

Таблиця 9

Порядок розрахунку показників моделі О. О. Терещенка

Умовне позначення показника	Назва показника	Формула розрахунку на базі форм фінансової звітності 1 і 2
A	Високоліквідні активи / Чистий дохід	$(1160 + 1165) / 2000$
B	Активи / Позикові кошти	$1300 / (1595 + 1695)$
C	Чистий фінансовий результат / Активи	$(2350 - 2355) / 1300$
D	Чистий фінансовий результат / Чистий дохід	$(2350 - 2355) / 2000$
E	Запаси / Чистий дохід	$1100 / 2000$
F	Чистий дохід / Активи	$2000 / 1300$

Джерело: складено за [29].

Згідно з рекомендаціями автора моделі, значення менше 0.51 свідчить про високу ймовірність банкрутства.

Проаналізуємо модель оцінки ймовірності банкрутства за авторством А. В. Матвійчука [27]. Це модель у вигляді дискримінантної функції. Інтегральний показник за цією моделлю розраховується за формулою (5) і використовує показники, наведені в табл. 10.

$$Z = 0,033 A + 0,268 B + 0,045 C + 0,018 D + 0,004 E + 0,015 F + 0,702 G. \quad (5)$$

Згідно з рекомендаціями автора моделі, значення менше 1.104 свідчить про високу ймовірність банкрутства.

Ці метрики допомагають зрозуміти, наскільки добре модель впоралася зі своєю задачею класифікації.

Просумуємо ефективність моделей на основі оцінювання їхньої достовірності за допомогою сформованої вибірки. Результат оцінки наведено на рис. 5.

Як видно з рис. 5, усі моделі показали однаково середній рівень точності та повноти при визначенні банкрутів. Проте влучність та F1-оцінка моделей мають бути кращими, якщо є необхідність їх імплементації в систему управління фінансовою безпекою підприємства. Значення метрик може бути покращено за рахунок використання більш складних моделей на основі нейромереж та імплементації додаткових вхідних ознак, таких як судовий реєстр, макроекономічна статистика тощо.

Таблиця 10

Порядок розрахунку показників моделі А. В. Матвійчука

Умовне позначення показника	Назва показника	Формула розрахунку на базі форм фінансової звітності 1 і 2
A	Оборотні активи / Необоротні активи	1195 / 1095
B	Чистий дохід / Поточні зобов'язання	2000 / 1695
C	Чистий дохід / Власний капітал	2000 / 1495
D	Активи / Чистий дохід	1300 / 2000
E	(Оборотні активи – Поточні зобов'язання) / Оборотні активи	(1195 + 1695) / 1195
F	Зобов'язання / Активи	(1595 + 1695) / 1300
G	Власний капітал / Позиковий капітал	1495 / (1900 – 1495)

Джерело: складено за [27].

У подальшому кожному із описаних моделей було застосовано до сформованої вибірки підприємств. Результати проаналізовано за допомогою основних метрик, а саме: точність, повнота, влучність та F1-оцінка.

Точність (англ. *accuracy*) – це міра ефективності моделі, яка вимірює частку правильних прогнозів стосовно загальної кількості прогнозів. Вона обчислюється як відношення кількості правильних прогнозів до загальної кількості прогнозів.

Повнота (англ. *recall*) – це міра ефективності моделі, яка вимірює частку правильних прогнозів позитивного класу стосовно загальної кількості представників позитивного класу в даних.

Влучність (англ. *precision*) – це міра ефективності моделі, яка вимірює частку правильних позитивних прогнозів стосовно загальної кількості позитивних прогнозів, які модель зробила. Це дає уявлення про те, наскільки точно модель ідентифікує класи.

F1-оцінка – це гармонічне середнє точності та повноти, і вона використовується для балансування між точністю та повнотою. Зазвичай її використовують у випадках, коли важлива як точність, так і повнота, і хочуть отримати одне число, що відображає якість моделі.

ВИСНОВКИ

Встановлено, що науковий інтерес до прогнозування банкрутства постійно зростає. Підтверджено релевантність моделей Альтмана, Ліса, Спрингейта, Дюрана, Терещенка та особливо Матвійчука при прогнозуванні банкрутства на базі даних за 17 907 українськими підприємствами за 2019–2020 рр. Ефективність моделі Матвійчука досягла точності 67,7%. У подальших дослідженнях буде зосереджено увагу на детальному вивченні та оптимізації моделей на основі нейромереж за умови наявності великих даних для її тренування, а також розширити дослідження, інтегруючи інші глобальні економічні індикатори, для отримання ще більш точного прогнозу банкрутства підприємств у майбутньому. ■

БІБЛІОГРАФІЯ

- Alaka H. A., et al. Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*. 2018. Vol. 94. P. 164–184. DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of*

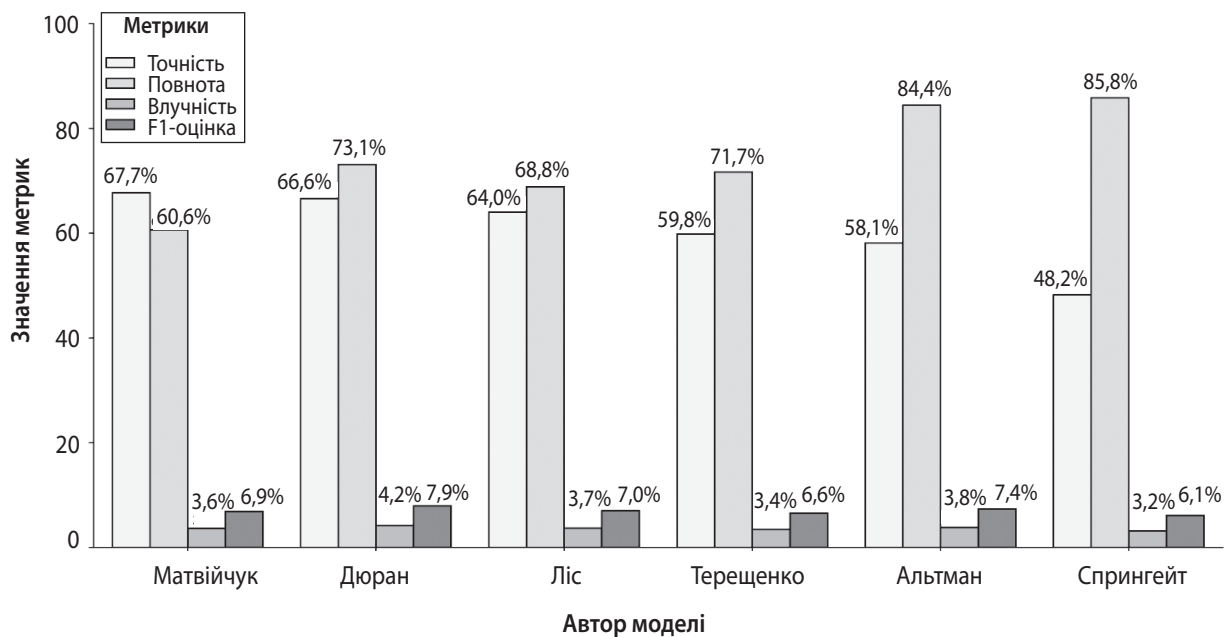


Рис. 5. Оцінка існуючих моделей прогнозування банкрутства підприємств в Україні, 2020 р.

Джерело: авторська розробка.

- Finance*. 1968. Vol. XXIII. No. 4. P. 589–609.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman E. I., Iwanicz-Drozdowska M., Laitinen E. K., Suvas A. Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *SSRN Electronic Journal*. 2014.
DOI: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2536340>
 - Altman E. I., Haldeman R. G., Narayanan P. ZETATM analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*. 1977. Vol. 1. Iss. 1. P. 29–54.
DOI: [https://dx.doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://dx.doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
 - Becerra V. M., Galvão E. KH, Abou-Seada M. Neural and Wavelet Network Models for Financial Distress Classification. *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2005. Vol. 11. P. 35–55.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1007/s10618-005-1360-0>
 - Berg D. Bankruptcy prediction by generalized additive models. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*. 2007. Vol. 23. Iss. 2. P. 129–143.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1002/asmb.658>
 - Christiano L. J., Eichenbaum M. S., Trabandt M. Understanding the Great Recession. *American Economic Journal: Macroeconomics*. 2015. Vol. 7. No. 1. P. 110–167.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1257/mac.20140104>
 - Durand D. Risk Elements in Consumer Instalment Financing. National bureau of economic research, 1941. URL: <https://www.nber.org/books-and-chapters/risk-elements-consumer-instalment-financing-technical-edition>
 - García V., Marques A. I., Salvador Sánchez J. Exploring the synergetic effects of sample types on the performance of ensembles for credit risk and corporate bankruptcy prediction. *Information Fusion*. 2019. Vol. 47. P. 88–101.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.inffus.2018.07.004>
 - Geng R., Bose I., Xi Chen. Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining. *European Journal of Operational Research*. 2015. Vol. 241. Iss. 1. P. 236–247.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.08.016>
 - Jones S., Hensher D. A. Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model. *The Accounting Review*. 2004. Vol. 79. Iss. 4. P. 1011–1038.
DOI: <https://dx.doi.org/10.2308/accr.2004.79.4.1011>
 - Kovacova M., et al. Systematic review of variables applied in bankruptcy prediction models of Visegrad group countries. *Oeconomia Copernicana*. 2019. Vol. 10. No. 4. P. 743–772.
DOI: <https://dx.doi.org/10.24136/oc.2019.034>
 - Kumar-Ravi P., Ravi V. Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques: A review. *European Journal of Operational Research*. 2007. Vol. 180. Iss. 1. P. 1–28.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>
 - Lin T.-H. A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*. 2009. Vol. 72. Iss. 16–18. P. 3507–3516.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2009.02.018>
 - Min J. H., Lee Y.-Ch. Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert Systems with Applications*. 2005. Vol. 28. Iss. 4. P. 603–614.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2004.12.008>
 - Pan W.-T. A New Fruit Fly Optimization Algorithm: Taking the Financial Distress Model as an Example. *Knowledge-Based Systems*. 2012. Vol. 26. P. 69–74.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.knsys.2011.07.001>
 - Shi Y., Li X. An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*. 2019. Vol. 15. No. 2. P. 114–127.
DOI: <https://dx.doi.org/10.3926/ic.1354>

18. Shin K.-S., Lee Y.-J. A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling. *Expert Systems with Applications*. 2002. Vol. 23. Iss. 3. P. 321–328. DOI: [https://dx.doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00051-9](https://dx.doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00051-9)
19. Springate G. L. V. Predicting the possibility of failure in a Canadian firm. Unpublished M. B. A. Research Project, Simon Fraser University, Canada. 1978. URL: <https://worldcat.org/title/1127697337>
20. Sun L., Shenoy P. P. Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues. *European Journal of Operational Research*. 2007. Vol. 180. Iss. 2. P. 738–753. DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.04.019>
21. Traczynski J. Firm Default Prediction: A Bayesian Model-Averaging Approach. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 2017. Vol. 52. Iss. 3. P. 1211–1245. DOI: <https://dx.doi.org/10.1017/S002210901700031X>
22. Wang M. et al. Grey wolf optimization evolving kernel extreme learning machine: Application to bankruptcy prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2017. Vol. 63. P. 54–68. DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.engappai.2017.05.003>
23. Zhang G., Hu M. Y., Patuwu B. E., Indro b D. C. Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis. *European Journal of Operational Research*. 1999. Vol. 116. Iss. 1. P. 16–32. DOI: [https://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00051-4](https://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00051-4)
24. Zięba M., Tomczak S. K., Tomczak J. M. Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*. 2016. Vol. 58. P. 93–101. DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2016.04.001>
25. Бібліографічна і реферативна база даних Scopus – офіційна сторінка. URL: <https://www.scopus.com>
26. Єдиний реєстр підприємств, щодо яких порушено провадження у справі про банкрутство. URL: <https://nais.gov.ua/m/edinyi-reestr-pidpriemstv-schodo-yakih-porusheno-vprovadjennya-u-spravi-pro-bankrutstvo>
27. Матвійчук А. В. Діагностика банкрутства підприємств. *Економіка України*. 2007. № 4. С. 20–28.
28. Рзаєва Т. Г., Стасюк І. В. Зарубіжні методики визначення ймовірності банкрутства підприємства. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2010. № 3. Т. 1. С. 177–181. URL: [http://lib.khmnu.edu.ua/pdf/visnyk_tup/2010/\(151\)%20VKNU-ES-2010-N3-Volume1.pdf#page=177](http://lib.khmnu.edu.ua/pdf/visnyk_tup/2010/(151)%20VKNU-ES-2010-N3-Volume1.pdf#page=177)
29. Терещенко О. О. Антикризове фінансове управління на підприємстві : монографія. Київ : КНЕУ, 2004. 268 с.
30. Фінансова звітність (звіт про фінансовий стан (баланс) та звіт про прибутки та збитки та інший сукупний дохід (звіт про фінансові результати), подані як додаток до звітної (звітної нової) податкової звітності за річний податковий (звітний) період відповідно до пункту 46.2 статті 46 Податкового кодексу України. URL: <https://data.gov.ua/dataset/24069422-5825-41f6-81f7-89567e5e2ac9>

Науковий керівник – Тищенко В. Ф., доктор економічних наук, професор, завідувачка кафедри митної справи та фінансових послуг Харківського національного університету імені Семена Кузнеця

REFERENCES

- Alaka, H. A. et al. "Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection". *Expert Systems with Applications*, vol. 94 (2018): 164-184. DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Altman, E. I. "Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy". *The Journal of Finance*, vol. XXIII, no. 4 (1968): 589-609. DOI: <https://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E. I. et al. "Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model". *SSRN Electronic Journal* (2014). DOI: <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2536340>
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., and Narayanan, P. "ZETATM analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations". *Journal of Banking & Finance*, vol. 1, no. 1 (1977): 29-54. DOI: [https://dx.doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://dx.doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- "Bibliografichna i referatyvna baza danykh Scopus – ofitsiina storinka" [Bibliographic and Reference Database Scopus - Official Page]. <https://www.scopus.com>
- Becerra, V. M., Galvao, E., and Abou-Seada, M. "Neural and Wavelet Network Models for Financial Distress Classification". *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 11 (2005): 35-55. DOI: <https://dx.doi.org/10.1007/s10618-005-1360-0>
- Berg, D. "Bankruptcy prediction by generalized additive models". *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, vol. 23, no. 2 (2007): 129-143. DOI: <https://dx.doi.org/10.1002/asmb.658>
- Christiano, L. J., Eichenbaum, M. S., and Trabandt, M. "Understanding the Great Recession". *American Economic Journal: Macroeconomics*, vol. 7, no. 1 (2015): 110-167. DOI: <https://dx.doi.org/10.1257/mac.20140104>
- Durand, D. "Risk Elements in Consumer Instalment Financing". *National bureau of economic research*, 1941. <https://www.nber.org/books-and-chapters/risk-elements-consumer-instalment-financing-technical-edition>
- "Finsova zvitnist (zvit pro finansovy stan (balans) ta zvit pro prybutky ta zbytky ta inshyi sukupnyi dokhid (zvit pro finansovi rezultaty), podani yak dodatok do zvitnoi (zvitnoi novoi) podatkovoi zvitnosti za richnyi podatkovyi (zvitnyi) period vidpovidno do punktu 46.2 statti 46 Podatkovoho kodeksu Ukrainy" [Financial Statements (Statement of Financial Position (Balance Sheet) and Statement of Profit and Loss and Other Comprehensive Income (Statement of Financial Results), Submitted as an Appendix to the Reporting (New Reporting) Tax Reporting for the Annual Tax (Reporting) Period in Accordance with Clause 46.2 of the Article 46 of the Tax Code of Ukraine.]. <https://data.gov.ua/dataset/24069422-5825-41f6-81f7-89567e5e2ac9>
- Garcia, V., Marques, A. I., and Salvador Sanchez, J. "Exploring the synergetic effects of sample types on the performance of ensembles for credit risk and corporate bankruptcy prediction". *Information Fusion*, vol. 47 (2019): 88-101. DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.inffus.2018.07.004>

- Geng, R., Bose, I., and Xi, Chen. "Prediction of financial distress: An empirical study of listed Chinese companies using data mining". *European Journal of Operational Research*, vol. 241, no. 1 (2015): 236-247.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.08.016>
- Jones, S., and Hensher, D. A. "Predicting Firm Financial Distress: A Mixed Logit Model". *The Accounting Review*, vol. 79, no. 4 (2004): 1011-1038.
DOI: <https://dx.doi.org/10.2308/accr.2004.79.4.1011>
- Kovacova, M. et al. "Systematic review of variables applied in bankruptcy prediction models of Visegrad group countries". *Oeconomia Copernicana*, vol. 10, no. 4 (2019): 743-772.
DOI: <https://dx.doi.org/10.24136/oc.2019.034>
- Kumar-Ravi, P., and Ravi, V. "Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques: A review". *European Journal of Operational Research*, vol. 180, no. 1 (2007): 1-28.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.043>
- Lin, T.-H. "A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models". *Neurocomputing*, vol. 72, no. 16-18 (2009): 3507-3516.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2009.02.018>
- Matviichuk, A. V. "Diahnostyka bankrutstva pidpriemstv" [Diagnosis of Bankruptcy of Enterprises]. *Ekonomika Ukrainy*, no. 4 (2007): 20-28.
- Min, J. H., and Lee, Y.-Ch. "Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters". *Expert Systems with Applications*, vol. 28, no. 4 (2005): 603-614.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2004.12.008>
- Pan, W.-T. "A New Fruit Fly Optimization Algorithm: Taking the Financial Distress Model as an Example". *Knowledge-Based Systems*, vol. 26 (2012): 69-74.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2011.07.001>
- Rzaieva, T. H., and Stasiuk, I. V. "Zarubizhni metodyky vyznachennia imovirnosti bankrutstva pidpriemstva" [Foreign Methods of Determining the Probability of Bankruptcy of an Enterprise]. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu*, no. 3, part 1 (2010): 177-181. [http://lib.khmnu.edu.ua/pdf/visnyk_tup/2010/\(151\)%20VKNU-ES-2010-N3-Volume1.pdf#page=177](http://lib.khmnu.edu.ua/pdf/visnyk_tup/2010/(151)%20VKNU-ES-2010-N3-Volume1.pdf#page=177)
- Shi, Y., and Li, X. "An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review". *Intangible Capital*, vol. 15, no. 2 (2019): 114-127.
DOI: <https://dx.doi.org/10.3926/ic.1354>
- Shin, K.-S., and Lee, Y.-J. "A genetic algorithm application in bankruptcy prediction modeling". *Expert Systems with Applications*, vol. 23, no. 3 (2002): 321-328.
DOI: [https://dx.doi.org/10.1016/S0957-4174\(02\)00051-9](https://dx.doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00051-9)
- Springate, G. L. V. "Predicting the possibility of failure in a Canadian firm". *Unpublished M. B. A. Research Project*, Simon Fraser University, Canada. 1978. <https://worldcat.org/title/1127697337>
- Sun, L., and Shenoy, P. P. "Using Bayesian networks for bankruptcy prediction: Some methodological issues". *European Journal of Operational Research*, vol. 180, no. 2 (2007): 738-753.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.04.019>
- Tereshchenko, O. O. *Antykryzove finansove upravlinnia na pidpriemstvi* [Anti-crisis Financial Management at the Enterprise]. Kyiv: KNEU, 2004.
- Traczynski, J. "Firm Default Prediction: A Bayesian Model-Averaging Approach". *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, vol. 52, no. 3 (2017): 1211-1245.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1017/S002210901700031X>
- Wang, M. et al. "Grey wolf optimization evolving kernel extreme learning machine: Application to bankruptcy prediction". *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 63 (2017): 54-68.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.engappai.2017.05.003>
- "Yedynyi reiestr pidpriemstv, shchodo yakikh porusheno provadzhennia u spravi pro bankrutstvo" [The Single Register of Enterprises in Respect of Which Bankruptcy Proceedings Have Been Initiated]. <https://nais.gov.ua/m/ediniy-reestr-pidpriemstv-schodo-yakih-porusheno-vprovadjennya-u-spravi-pro-bankrutstvo>
- Zhang, G. et al. "Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross-validation analysis". *European Journal of Operational Research*, vol. 116, no. 1 (1999): 16-32.
DOI: [https://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217\(98\)00051-4](https://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(98)00051-4)
- Zieba, M., Tomczak, S. K., and Tomczak, J. M. "Ensemble boosted trees with synthetic features generation in application to bankruptcy prediction". *Expert Systems with Applications*, vol. 58 (2016): 93-101.
DOI: <https://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2016.04.001>