



Отримано: 25 липня 2022 р.

Прорецензовано: 19 серпня 2022 р.

Прийнято до друку: 22 серпня 2022 р.

e-mail: olha.artiukh@oa.edu.ua

DOI: 10.25264/2311-5149-2022-26(54)-114-120

Матвійчук А. В., Артюх О. М. Оцінювання кредитних ризиків малих і середніх підприємств методами інтелектуального аналізу даних. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка»* : науковий журнал. Острог : Вид-во НаУОА, вересень 2022. № 26(54). С. 114–120.

УДК: 330.4: 336.7

JEL-класифікація: C-530, G-210

ORCID-ідентифікатор: <https://orcid.org/0000-0002-8911-5677>**Матвійчук Андрій Вікторович,**

професор, доктор економічних наук, директор Інституту моделювання та інформаційних технологій в економіці,  
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»

**Артюх Ольга Миколаївна,**

викладач-стажист кафедри економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій,  
Національний університет «Острозька академія»

## ОЦІНЮВАННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ МАЛИХ І СЕРЕДНІХ ПІДПРИЄМСТВ МЕТОДАМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

Стаття присвячена вирішенню науково-практичного завдання моделювання кредитних ризиків позичальників комерційних банків – малих і середніх підприємств із застосуванням методів інтелектуального аналізу даних, а саме: нейромереж перцептронного типу, logit-регресії та дерев прийняття рішень. У статті здійснюється порівняльний аналіз ефективності зазначеного інструментарію при вирішенні поставленої задачі. Проведені експериментальні розрахунки продемонстрували найбільшу придатність для оцінювання ризиків кредитування підприємств методів штучного інтелекту, а саме нейромережі типу перцептрон. Результатом дослідження є рекомендації щодо застосування побудованої скорингової моделі в банківській діяльності з метою зниження рівня ризиковості кредитних операцій для малого і середнього бізнесу.

**Ключові слова:** МСБ, кредитний ризик, нейромережа, дерево рішень, logit-регресія.

**Andriy Matviychuk,**

Professor, Doctor of Economics, Director of the Institute of Modeling and Information Technologies in Economics,  
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman

**Olha Artiukh,**

Trainee Teacher of the Department of Economic-Mathematical Modeling and Information Technologies,  
The National University of Ostroh Academy

## ESTIMATION OF SME CREDIT RISKS BY DATA MINING METHODS

The article is devoted to solving the scientific and practical problem of modeling credit risks of borrowers of commercial banks – small and medium enterprises (SME). SME lending in Ukraine is characterized by high risk but the need for lending is increasing and essential, which is due to the socio-economic importance of SMEs. That is why there is a need to use methods and models of intelligent data analysis. Using data mining methods, that are perceptron-type neural networks, logistic regressions and decision trees, researched and analyzed in this paper. The database of bank borrowers was used for the research. In particular, 21 financial and economic indicators of enterprise activity were used for modeling. The article carries out a comparative effectiveness analysis of these tools in solving stated problem. During the research, the general population of data was randomly divided into a general and a test sample, and each of them kept the proportion of default units. The experimental calculations demonstrated the greatest suitability for assessing the risks of lending of enterprises the AI methods, namely neural nets of perceptron type. To compare the results of the models, the following values were used: common accuracy, AUC, GINI, specificity, sensitivity. The most significant parameters for the models are also indicated. The study results in recommendations for the application of the built scoring model in banking in order to reduce the level of SME credit operations riskiness.

**Keywords:** SME, credit risk, neural network, decision tree, logistic regression.

**Постановка проблеми.** Дослідження кредитних ризиків малих і середніх підприємств (у банківський справі загальноживимим є термін МСБ – малий і середній бізнес, до якого в тому числі входять ФОПи) займає важливе місце у сучасному науковому диспуті, оскільки роль МСБ у економічному зростанні та забезпеченні соціальної складової розвитку країни є вкрай важливою. Особливо це проявляється на сучасному етапі децентралізації в Україні, адже такі підприємства здійснюють відчутний внесок в наповнення місцевих бюджетів. Чим досконалішими будуть методи аналізу та кількісної оцінки ступеня ризику, тим меншим буде чинник невизначеності [1].



Чи не найважливішою соціальною функцією МСБ є забезпечення нових робочих місць. Дослідження динаміки та структури зайнятих працівників у розрізі суб'єктів господарювання в Україні у 2010–2018 рр. дає можливість спостерігати поступове зростання частки зайнятих у малих та середніх підприємствах (рис. 1).



Рис. 1. Динаміка кількості зайнятих працівників у розрізі розмірів суб'єктів господарювання в Україні у 2010–2018 рр.

Щодо структури зайнятих працівників, то за досліджуваний період на великих підприємствах працювали в середньому 21 % осіб, причому цей показник зменшувався з 24,9 % у 2012 р. до 18,5 % у 2018 р. Отже, дослідження особливостей діяльності МСБ в Україні є актуальним в силу високої значимості цієї сфери у розвитку національної економіки.

Відомо, що малий бізнес є менш стійким до збурень з боку зовнішнього середовища, що проявляється у зміні політичної та економічної ситуації як в Україні, так і у світі загалом. Це, в свою чергу, підвищує ризиковість діяльності суб'єктів МСБ [2]. Окрім цього, суб'єктам господарювання доводиться стикатись з низкою інших проблем, вирішення яких часто потребує залучення кредитних коштів. За даними [3] спостерігається зменшення обсягів кредитування суб'єктів господарювання, що можна бачити у табл. 1, проте частка кредитів, виданих МСБ (суб'єктам середнього, малого та мікропідприємництва), збільшується і у першому півріччі 2021 р. становить 61,9 %.

Таблиця 1

Обсяг та структура кредитування МСБ у розрізі розмірів суб'єктів господарювання за 2018 р. – першу половину 2021 р.

Період	Усього, млн грн	суб'єкти великого підприємництва		суб'єкти середнього підприємництва		суб'єкти малого підприємництва (крім мікропідприємництва)		суб'єкти мікропідприємництва	
		Всього	%	Всього	%	Всього	%	Всього	%
I півріччя 2018 р.	5 050 841	1 874 665	37,12	1 278 599	25,31	624 061	12,36	736 937	14,59
II півріччя 2018 р.	5 254 640	1 922 478	36,59	1 318 274	25,09	610 884	11,63	778 231	14,81
I півріччя 2019 р.	4 947 361	1 644 052	33,23	1 349 579	27,28	530 521	10,72	774 556	15,66
II півріччя 2019 р.	4 636 122	1 523 156	32,85	1 160 889	25,04	467 885	10,09	973 812	21,00
I півріччя 2020 р.	4 577 021	1 415 399	30,92	1 206 645	26,36	481 581	10,52	978 307	21,37
II півріччя 2020 р.	4 507 286	1 319 627	29,28	1 291 832	28,66	447 907	9,94	981 538	21,78
I півріччя 2021 р.	4 358 399	1 258 505	28,88	1 291 993	29,64	469 269	10,77	936 790	21,49

Джерело: складено авторами на основі [3].



Отже, як можна бачити з табл. 1, кредитування МСБ в Україні останніми роками все більше поживляється. У результаті провадження кредитної діяльності банки отримують прибуток від повернення коштів з відсотками, а прокредитований бізнес – ресурс на свій розвиток. Проте кредитування МСБ характеризується досить високою ризиковістю для банківських установ. Тож перед банками природно постає завдання оцінювання кредитного ризику суб'єктів господарювання. Саме тому виникає необхідність не лише дослідження теоретико-методичної основи вирішення цієї проблеми, але й розробки ефективних математичних моделей кредитного скорингу, пошуку найбільш адекватного інструментарію інтелектуального аналізу даних та його перевірки на ефективність.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Дослідженню кредитних ризиків присвячено чимало праць. Зокрема, В. В. Вітлінський та Г. В. Великоіваненко [1] приділяють значну увагу узагальненню методичних аспектів та розробці інструментів ризикології як науки у різних сферах її прояву, зокрема підприємстві. Також автори наводять системні характеристики економічного ризику, пропонують різноманітні кількісні міри ризику, способи комплексної та ґрунтовної його оцінки. У працях Л. О. Гаряга [4], В. І. Міщенко [5] досліджуються аспекти банківського кредитування та особливості цієї операції. А. М. Харченко [6] аналізує економічну природу кредитного ризику, систематизує особливості його прояву в різних аспектах реалізації, зокрема у кредитній угоді, забезпеченні кредиту, на рівні позичальника та банку-кредитору. У праці Д. В. Матосової, О. М. Колодізева [8] досліджуються різні підходи до кількісного аналізу ризику, такі як метод фінансових коефіцієнтів, статистичні, класифікаційні та експертні методи тощо. Більш сучасні підходи до оцінювання кредитних ризиків використовують Н. Р. Швець [7], Н. В. Кузнецова та П. І. Бідюк [9]. У їх працях застосовуються методи нейронних мереж, нечіткої логіки та VaR-моделі. О. В. Григорович [10] розглядає нейронні мережі типу перцептрон для вирішення задачі класифікації позичальників-юридичних осіб, а також здійснює пошук оптимальної структури такої мережі для максимізації точності передбачення дефолтів. У попередніх наукових роботах авторів цієї статті [11–12] також застосовувався широкий спектр різноманітних підходів до оцінювання ризику банкрутства підприємств або їх дефолту за зобов'язаннями – від статистичних економетричних методів до інструментарію штучного інтелекту (нейронних мереж та нечіткої логіки).

Аналіз наукових праць науковців, які займалися питаннями побудови моделей оцінювання ризиків кредитування МСБ, а також авторські експериментальні дослідження дозволяють зробити висновок про вищу ефективність методів штучного інтелекту у вирішенні цього завдання. Але, зважаючи на важливість цієї задачі для забезпечення стійкості як окремих банків, так і, в результаті, фінансової системи країни загалом, питання пошуку найбільш ефективного математичного інструментарію моделювання кредитних ризиків підприємств за постійно змінюваних економічних умов кожної окремої країни не втрачає своєї актуальності. Причому, попри достатньо ґрунтовне вивчення адекватності статистичних методів та інструментарію штучного інтелекту, важливою науковою задачею залишається проведення порівняльних розрахунків з іншими засобами інтелектуального аналізу даних, а саме – машинного навчання.

**Мета і завдання дослідження:** вирішити науково-практичне завдання забезпечення обґрунтованості кредитування суб'єктів МСБ шляхом застосування методів інтелектуального аналізу даних, які дозволили б підвищити ефективність оцінювання кредитних ризиків МСБ на основі даних їх фінансової звітності.

Для цього з'являється потреба у перевірці ефективності різноманітних методів інтелектуального аналізу на прикладі одного набору даних про позичальників. Для проведення дослідження було обрано методи: статистичні (логістичної регресії), штучного інтелекту (нейромережі перцептронного типу) та машинного навчання (дерева прийняття рішень). Для визначення адекватності моделей було використано такі показники: загальна точність (CA), площа під ROC-кривою (AUC), коефіцієнт Джині (GINI), специфічність (Sp) та чутливість (Se).

**Виклад основного матеріалу.** Задача оцінювання кредитного ризику позичальника зводиться до моделювання ймовірності дефолту за зобов'язаннями [7]. З цією метою необхідно встановити взаємозв'язок між певним переліком чинників та фактом повернення чи неповернення кредиту позичальником, що позначається за допомогою бінарної змінної (яка приймає два значення – 0 та 1). Значення 1 зазвичай присвоюється вихідній змінній у випадку настання дефолту за зобов'язаннями, а 0 – коли умови кредитного договору виконано. Скорингова модель будується таким чином, щоб її вихід набував значень в інтервалі від 0 до 1. У такому разі розрахунок скорингової моделі вказує на ймовірність настання дефолту за зобов'язаннями за відповідних значень вхідних чинників.

З метою реалізації завдань нашого дослідження та побудови низки моделей на основі методів інтелектуального аналізу було сформовано базу даних з показниками фінансової звітності МСБ (позичальників одного з українських комерційних банків) із відмітками щодо виконання кредитних зобов'язань. Для дослідження загальний масив даних було поділено на 2 вибірки: навчальну та тестову. Розподіл даних



передбачав дотримання пропорції 13,4 % дефолтних договорів як у навчальній, так і у тестовій вибірці, оскільки така пропорція була у початковій сукупності даних.

На основі первинних даних фінансової звітності було розраховано базовий набір фінансових коефіцієнтів, який наведено у табл. 2. У результаті проведення експериментального дослідження з цього набору до кожної моделі відбирається така кількість та склад показників, які забезпечать найбільшу ефективність та стійкість відповідної моделі. Обґрунтування вибору базового переліку фінансових коефіцієнтів здійснюється в авторських працях [12; 13].

Таблиця 2

### Фінансові показники діяльності суб'єкта МСБ

Позначення	Назва	Позначення	Назва
K <sub>1</sub>	Коефіцієнт зносу основних засобів	K <sub>12</sub>	Коефіцієнт покриття
K <sub>2</sub>	Коефіцієнт загальної ліквідності	K <sub>13</sub>	Відношення валюти балансу до чистого доходу
K <sub>3</sub>	Коефіцієнт швидкої ліквідності	K <sub>14</sub>	Коефіцієнт ефективності використання загальних активів (ROA)
K <sub>4</sub>	Коефіцієнт мобільності активів	K <sub>15</sub>	Частка власного капіталу та дебіторської заборгованості
K <sub>5</sub>	Коефіцієнт ефективності використання оборотних активів (RCA)	K <sub>16</sub>	Коефіцієнт співвідношення позиченого і власного капіталу
K <sub>6</sub>	Коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості	K <sub>17</sub>	Коефіцієнт маневрування власного капіталу
K <sub>7</sub>	Коефіцієнт рентабельності власного капіталу (ROE)	K <sub>18</sub>	Частка оборотних активів, за винятком поточних зобов'язань
K <sub>8</sub>	Коефіцієнт співвідношення власного капіталу та активів	K <sub>19</sub>	Коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості
K <sub>9</sub>	Коефіцієнт фінансового ризику (плече фінансового важеля)	K <sub>20</sub>	Частка довгострокових зобов'язань у джерелах формування капіталу
K <sub>10</sub>	Коефіцієнт фінансової залежності	K <sub>21</sub>	Коефіцієнт фінансової стійкості
K <sub>11</sub>	Коефіцієнт оборотності основних фондів		

Відповідно до поставленого у дослідженні завдання на зазначеній інформаційній базі було побудовано ряд моделей інтелектуального аналізу даних, а саме: статистичні (логістичні регресії), штучного інтелекту (нейромережі перцептронного типу), машинного навчання (дерева прийняття рішень). Модельні розрахунки проводились у середовищі Deductor Studio.

Базовою моделлю для оцінювання кредитного ризику є логістична регресія, адже вона задовольняє описаним вище обмеженням на можливі значення результуючої змінної – функція визначена на інтервалі  $p \in [0; 1]$ .

$$\left(\frac{p}{1-p}\right) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_n,$$

де  $p$  – імовірність дефолту за зобов'язаннями,  $x_i$  –  $i$ -ий вхідний показник моделі,  $w_i$  –  $i$ -ий ваговий параметр [8].

Побудова логістичних регресій для оцінювання ймовірності настання дефолту за кредитним договором здійснювалась у нашому дослідженні за чотирма способами відбору факторів до моделі з повного переліку: повне включення (використовуються усі 21 коефіцієнт, наведені у табл. 2), прямий відбір (додавання змінної при пороговому  $p$ -value\*  $p < 0,05$ ), зворотний відбір (виключення змінної при  $p > 0,1$ ), послідовний відбір (додавання при пороговому  $p$ -value  $p < 0,05$  та виключення при  $p > 0,1$ ). За однакових умов моделювання (вибірка даних, метод нормалізації, максимальна кількість ітерацій, поріг відсікання cut-off=0,5) було перевірено кожен з цих підходів. Результати моделювання для навчальної та тестової вибірок відображені у табл. 3.

\*  $p$ -value – це ймовірність істинності нульової гіпотези, що пояснюючі змінні не визначають динаміку результативного показника. Якщо  $p$ -value нижче граничного рівня, то нульова гіпотеза помилкова (тобто відповідна змінна є важливою).  $P$ -value часто застосовуються в різних алгоритмах відбору до регресійних моделей пояснюючих змінних.



Таблиця 3

**Результати застосування логістичної регресії для оцінювання кредитних ризиків  
за різних способів відбору змінних**

Назва методу	Умова	CA		AUC		GINI		Sp		Se	
		навч.	тест.	навч.	тест.	навч.	тест.	навч.	тест.	навч.	тест.
Повне включення	Використовуються усі 21 коефіцієнти	0,88	0,88	0,79	0,56	0,58	0,12	99,21	96,92	15,39	30,0
Прямий відбір	Додавання змінної при $p < 0,05$	0,87	0,88	0,71	0,61	0,42	0,22	100,0	100,0	5,13	10,0
Зворотний відбір	Виключення змінної при $p > 0,1$	0,88	0,89	0,75	0,55	0,50	0,10	100,0	100,0	12,82	20,0
Послідовний відбір	Додавання при $p < 0,05$ та виключення при $p > 0,1$	0,87	0,88	0,71	0,61	0,42	0,22	100,0	100,0	5,13	10,00

Попри досить високу загальну точність класифікації, представлені моделі погано розпізнають випадки дефолтів за кредитом, що видно по низькому значенню Se. Значення показників AUC та GINI для навчальної та тестової вибірки є низькими, що свідчить про низьку адекватність досліджуваних моделей логістичної регресії. Зауважимо, що найбільш значимими параметрами моделей виявились  $K_6$ ,  $K_{11}$ ,  $K_{19}$ .

Другий тип моделі, який був реалізований у дослідженні, – нейронна мережа типу перцептрон, що може ефективно відтворювати залежності між вхідними/вихідними змінними навіть за повної відсутності значимих кореляційних зв'язків між ними, адже здатна виявляти не тільки лінійні закономірності розвитку, як це роблять класичні економетричні моделі, але й складні нелінійні функціональні залежності [2].

Побудова нейронної мережі перцептронного типу передбачає вибір її структури та функцій активації нейронів, а також навчання різних конфігурацій мереж і відбір найефективніших з них на основі помилки класифікації на тестовій вибірці.

Для проведення дослідження використовувалась тришарова нейромережа з сигмоїдною активаційною функцією у прихованому шарі. Для навчання нейромережі застосовувався метод зворотного поширення помилки.

Перший шар містить 21 вхід за кількістю вхідних факторів. У прихованому шарі містяться 10 нейронів, оскільки саме за такої їх кількості досягається максимальна точність моделі та мінімальна середня похибка (було перевірено емпіричним шляхом створення і тестування моделей з кількістю нейронів у прихованому шарі від 1 до 20). У вихідному шарі також застосовується сигмоїдна функція активації. Матриця результатів моделювання кредитних ризиків МСБ перцептроном із вказаною структурою подана у табл. 4.

Таблиця 4

**Матриця результатів моделювання для нейромережі перцептронного типу**

Значення	CA	AUC	GINI	Sp	Se
навчальна вибірка	0,97	0,795	0,59	100	79,49
тестова вибірка	0,85	0,955	0,91	93,85	30,00

Загальна точність нейромережі становить 94,81 %, що вище, ніж у будь-якої побудованої у дослідженні моделі логістичної регресії (див. табл. 3). Також спостерігається високий коефіцієнт GINI для тестової вибірки, що свідчить про високу розділювальну здатність нейромережевої моделі.

Застосування методу дерева рішень для оцінювання кредитних ризиків МСБ зумовлене не лише можливістю виявлення складних закономірностей у кредитній поведінці МСБ, але й легкістю інтерпретації та візуалізації моделі. Дерево рішень складається з вузлів, у яких перевіряється виконання тієї чи іншої умови, після чого відбувається рух далі по дереву до «листя», що є класами, в яких цільова функція набуває певного значення [2]. Процес побудови дерева рішень регулюється такими макропараметрами: мінімальна кількість прикладів у вузлі, при якій буде створено новий, та рівень довіри  $p$ , за якого відсікаються вузли дерева. Варіацію цих параметрів та значення показників адекватності моделей для навчальної та тестової вибірки подано у табл. 5.





Таблиця 5

## Показники адекватності моделей дерева рішення

Умова		К-сть правил	CA		AUC		GINI		Sp		Se	
Мін. к-сть прикладів у вузлі	вузли відсікаються при р		навч.	тест.	навч.	тест.	навч.	тест.	навч.	тест.	навч.	тест.
2	0,4	28	0,97	0,67	0,92	0,57	0,84	0,14	98,81	70,77	84,62	40
1	0,4	23	0,96	0,76	0,82	0,62	0,64	0,24	100	81,54	66,67	40
3	вузли не відсікаються	31	0,93	0,83	0,81	0,65	0,61	0,30	96,83	89,23	66,67	40

Отже, найвища точність моделі на тестових даних досягається при мінімальній кількості 3 прикладів у вузлі, коли вузли не відсікаються. Таке дерево отримало 31 правило, а найбільш значимими змінними виявились  $K_4$ ,  $K_1$ ,  $K_2$ ,  $K_6$ ,  $K_{19}$ .

Серед досліджених моделей (табл. 3–5) для порівняльного аналізу було відібрано ті з них, які мають вищий коефіцієнт GINI на тестовій вибірці (табл. 6).

Таблиця 6

## Показники адекватності досліджуваних моделей

Тип моделі	TP	TN	FP	FN	CA	TPR	FPR	GINI
Логістична регресія (метод прямого відбору)	1	65	0	9	0,88	0,10	0,00	0,22
Нейромережа	3	61	4	7	0,85	0,30	0,06	0,91
Дерево рішень (при мін. к-сті прикладів у вузлі 3; вузли не відсікаються)	4	58	7	6	0,83	0,40	0,11	0,30

З табл. 6 можна бачити, що не усі побудовані моделі є достатньо адекватними. Серед запропонованих моделей найвищий показник точності (CA) у логістичної регресії, проте найвище значення коефіцієнта GINI виявилось у нейромереж перцептронного типу, при чому значення CA також достатньо високе. Тому для оцінювання кредитних ризиків МСБ в практичній діяльності банківських установ вбачаємо доречним застосовувати саме цей вид моделей.

**Висновки.** У сучасних постійно змінюваних економічних умовах діяльність банків з кредитування МСБ характеризується підвищеним ризиком, потреба у зниженні якого обумовлює доцільність застосування передових технологій інтелектуального аналізу даних. У процесі проведення дослідження було побудовано та експериментально перевірено на прикладі одного набору даних ефективність різноманітних конфігурацій моделей на основі статистичних методів (логістичної регресії), штучного інтелекту (нейромережі перцептронного типу) та машинного навчання (дерева прийняття рішень). На даних фінансових звітностей позичальників було розраховано показники стану оборотних коштів, власного капіталу, ліквідності та платоспроможності тощо та проведена класифікація підприємств за рівнем кредитного ризику. Найвищі показники адекватності при оцінюванні кредитних ризиків МСБ продемонструвала нейронна мережа типу перцептрон. Впровадження такої моделі у систему управління ризиками банківських установ дозволяє знизити втрати на кредитуванні ненадійних позичальників, що в результаті сприятиме підвищенню фінансової стійкості самої банківської установи та поліпшенню умов кредитування відповідальних суб'єктів господарювання.

Також за результатами дослідження можна говорити про необхідність першочергової уваги тим показникам діяльності суб'єктів МСБ, що мають найвищі показники значимості у представлених моделях, зокрема коефіцієнтам мобільності активів, оборотності кредиторської та дебіторської заборгованості.

## Література:

1. Вітлінський В. В., Великоіваненко Г. І. Ризикологія в економіці та підприємстві : монографія. Київ : КНЕУ, 2004. 480 с.

Vitlinskyi, V. V., & Velykoivanenko, H. I. (2004). *Ryzykologhiia v ekonomitsi ta pidpriemnytstvi* [Riskology in economics and entrepreneurship]. Kyiv : KNEU. 480. [in Ukrainian].

2. Дані статистики фінансового сектору. *Національний банк України*. URL: <https://bank.gov.ua/ua/statistic/sector-financial/data-sector-financial#1ms> (дата звернення: 06.09.2021).

Dani statystyky finansovoho sektoru [Financial sector statistics]. *Natsionalnyi bank Ukrainy* [National Bank of Ukraine]. <<https://bank.gov.ua/ua/statistic/sector-financial/data-sector-financial#1ms>> (2021, September 06).



3. Артюх О. М. Оцінювання кредитних ризиків малого і середнього бізнесу : кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістра : 051 / Нац. ун-т «Острозька академія». Острог, 2020. 107 с.

Artiukh, O.M. (2020). *Otsiniuvannia kredytnykh ryzykiv maloho i serednoho biznesu* [Estimation of SME credit risks]: kvalifikatsiina robota na zdobuttia osvithnoho stupenia mahistra : 051 / Nats. un-t «Ostrozka akademiia». Ostroh. 107. [in Ukrainian].

4. Гаряга Л. О. Кредитний ризик: ідентифікація, класифікація та методи оцінки. *Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України*. 2006. № 17. С. 318–329.

Nariaha, L. O. (2006). Kredytnyi ryzyk: identyfikatsiia, klasyfikatsiia ta metody otsinky [Credit risk: identification, classification and assessment methods]. *Problemy i perspektyvy rozvytku bankivskoi systemy Ukrainy (Problems and prospects of development of the banking system of Ukraine)*, 17, 318-329. [in Ukrainian].

5. Міщенко В. І. Слав'янська Н. Г., Коренева О. Г. Банківські операції : підручник. 2-ге вид., перероб. і доп. Київ : Знання, 2007. 796 с.

Mishchenko, V. I. Slavianska, N. H., & Korenieva, O. H. (2007). *Bankivski operatsii* [Banking operations]: pidruchnyk. 2-he vyd., pererob. i dop. Kyiv : Znannia. 796. [in Ukrainian].

6. Харченко А. М. Економічна природа кредитного ризику як ключового ризику банківського кредитування. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка»*. 2014. № 26. С. 89–94.

Kharchenko, A.M. (2014). Ekonomichna pryroda kredytnoho ryzyku yak kliuchovoho ryzyku bankivskoho kredyтування [Economic nature of credit risk as a key risk of bank lending]. *Naukovi zapysky Natsionalnoho universytetu «Ostrozka akademiia». Serii «Ekonomika» (Scientific notes of the National University «Ostroh Academy». «Economy» series)*, 26, 89-94. [in Ukrainian].

7. Швець О. В. Сутність кредитного ризику і підходи щодо його визначення та оцінювання. *Соціально-економічні проблеми сучасного періоду України*. 2013. № 1 (99). С. 407–414.

Shvets, O. V. (2013). Sutnist kredytnoho ryzyku i pidkhody shchodo yoho vyznachennia ta otsiniuvannia [The essence of credit risk and approaches to its definition and assessment]. *Sotsialno-ekonomichni problemy suchasnoho periodu Ukrainy (Socio-economic problems of the modern period of Ukraine)*, 1(99), 407-414. [in Ukrainian].

8. Матосова Д. В. Управління кредитним ризиком у банку. *Економічні студії*. 2017. № 5 (18). С. 77–82. URL: [http://www.lef.lviv.ua/files/archive/journal/2017/5\(18\)\\_2017.pdf](http://www.lef.lviv.ua/files/archive/journal/2017/5(18)_2017.pdf) (дата звернення: 14.10.2021).

Matosova, D. V. (2017). Upravlinnia kredytnym ryzykom u banku [Credit risk management in the bank]. *Ekonomichni studii (Economic studies)*, 5(18), 77-82. <[http://www.lef.lviv.ua/files/archive/journal/2017/5\(18\)\\_2017.pdf](http://www.lef.lviv.ua/files/archive/journal/2017/5(18)_2017.pdf)> (2021, October 14). [in Ukrainian].

9. Кузнєцова Н. В., Бідюк П. І. Нейронні та мережі Байеса у задачі аналізу кредитних ризиків. *Регістрація, зберігання і обробка даних*. 2015. № 17 (2). С. 61–71.

Kuznietsova, N. V., & Bidiuk, P. I. (2015). Neironni ta merezhi Baiiesa u zadachi analizu kredytnykh ryzykiv [Neural and Bayesian networks in the problem of credit risk analysis]. *Reiestratsiia, zberihannia i obrobka danykh (Registration, storage and processing of data)*, 17(2), 61-71. [in Ukrainian].

10. Григорович О. В. Застосування багатосарових перцептронів для класифікації позичальників-юридичних осіб. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2019. № 8. С. 48–64.

Hryhorovych, O.V. (2019). Zastosuvannia bahatosharovykh perseptroniv dlia klasyfikatsii pozychalnykiv-yurydychnykh osib [The use of multilayer perceptrons for the classification of borrowers-legal entities]. *Neiro-nechitki tekhnologii modeliuвання v ekonomitsi (Neuro-fuzzy modeling technologies in economics)*, 8, 48-64. [in Ukrainian].

11. Матвійчук А. В. Використання logit- та probit-регресій для оцінки кредитоспроможності позичальника. *Вісник Національного банку України*. 2015. № 5. С. 37–41.

Matviychuk, A. V. (2015). Vykorystannia logit- ta probit-rehresii dlia otsinky kredytspromozhnosti pozychalnyka [The use of logit and probit regressions in borrower's creditworthiness assessment]. *Visnyk Natsionalnoho banku Ukrainy (Visnyk of the National Bank of Ukraine)*, 5, 37-41. [in Ukrainian].

12. Matviychuk A. (2010). Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches. *Fuzzy economic review*, Vol. 15, 1, 21-38. DOI: 10.25102/fer.2010.01.02.

Matviychuk, A. (2010). Bankruptcy prediction in transformational economy: discriminant and fuzzy logic approaches. *Fuzzy economic review*, 15(1), 21-38. DOI: 10.25102/fer.2010.01.02.

13. Матвійчук А. В. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінантного аналізу. *Вісник НАН України*. 2010. № 9. С. 24–46.

Matviychuk, A. V. (2010). Modeliuвання finansovoi stiikosti pidpriemstv iz zastosuvanniam teorii nechitkoi lohiky, neironnykh merezh i dyskryminantnoho analizu [Finance resistance of concerns modeling using fuzzy logics, neural networks and discriminant analysis theories]. *Visnyk NAN Ukrainy (Visnyk NASU)*, 9, 24-46. [in Ukrainian].