

ЦИФРОВІ ІНСТРУМЕНТИ ОЦІНЮВАННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПІДПРИЄМСТВ

СМОЛІНСЬКА Софія Дмитрівна

кандидатка економічних наук, доцентка,

доцентка кафедри фінансового менеджменту

Львівського національного університету імені Івана Франка

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7355-6988>

СМОЛІНСЬКИЙ Валентин Броніславович

кандидат економічних наук, доцент,

доцент кафедри інформаційних технологій

Львівського національного університету ветеринарної медицини та біотехнологій імені С.З. Гжицького

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-5482-8263>

Анотація. Досліджено сучасні цифрові інструменти оцінювання кредитоспроможності підприємств. Запропоновано авторську класифікацію інструментів за шістьма групами. Здійснено порівняльний аналіз традиційного та цифрового підходів, обґрунтовано переваги ансамблевих методів машинного навчання.

Ключові слова: кредитоспроможність; цифрові інструменти; машинне навчання; кредитний скоринг; фінансові технології; великі дані; альтернативні дані.

Постановка проблеми. Оцінювання кредитоспроможності підприємств посідає центральне місце в системі управління кредитним ризиком фінансових установ. Традиційні підходи, що сформувалися ще у другій половині ХХ ст. і ґрунтуються на аналізі фінансової звітності та суб'єктивній оцінці бізнес-середовища позичальника, протягом десятиліть слугували головним інструментарієм кредитних аналітиків. Однак глибокі структурні зміни в економіці, зумовлені цифровою трансформацією, суттєво переосмислюють їх придатність.

Класичний підхід зберігає внутрішню логічну цілісність, однак має відчутні вади в умовах цифрової економіки. Фінансова звітність за своєю природою ретроспективна: вона фіксує те, що вже відбулося, тоді як банк оцінює те, що відбудеться в майбутньому. Суб'єктивізм аналітика залишається вагомим чинником – практика засвідчує суттєві розбіжності в оцінках одного й того самого позичальника між різними установами. Традиційна методологія також слабо враховує нефінансові фактори ризику: репутаційні, ринкові, технологічні. Окремою проблемою є малі й середні підприємства без кредитної історії – саме та категорія позичальників, яка є найбільш значущою для розвитку реального сектору і водночас найменш придатною для класичного аналізу.

Водночас стрімкий розвиток фінансових технологій, великих даних (Big Data), машинного навчання та штучного інтелекту відкриває принципово нові можливості для побудови більш точних, оперативних і об'єктивних моделей оцінювання

кредитоспроможності. Цифрові інструменти дозволяють обробляти масиви різномірних структурованих і неструктурованих даних, залучати альтернативні джерела інформації та реалізовувати адаптивні системи прийняття рішень у режимі реального часу.

Зазначене обумовлює актуальність комплексного дослідження цифрових інструментів оцінювання кредитоспроможності підприємств як пріоритетного напрямку розвитку кредитної аналітики в умовах цифрової трансформації фінансового сектору.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Проблема кількісного оцінювання кредитоспроможності підприємств не втрачає актуальності в академічній дискусії. E. Altman, M. Iwanicz-Drozdowska, E. Laitinen та A. Suvas [1] у масштабному міжнародному дослідженні довели, що традиційні моделі на основі фінансових коефіцієнтів зберігають певну прогностичну силу, проте їхня ефективність суттєво варіює залежно від країни та галузі. Водночас P. Addo, D. Guegan та B. Hassani [2] показали принципову перевагу ML- і Deep Learning-підходів над статистичними моделями у задачах кредитного аналізу: нейронні мережі здатні фіксувати нелінійні взаємозалежності між ознаками, які залишаються поза увагою класичного дискримінантного аналізу. F. Barboza, H. Kimura та E. Altman [3] підтвердили цю тенденцію на вибірці з понад 500 компаній, встановивши стабільне перевернення SVM, Random Forest і Gradient Boosting над дискримінантними моделями.

Масштабне порівняльне дослідження 41 алгоритму класифікації, проведене S. Lessmann та співавторами [4], стало методологічним орієнтиром для галузі: ансамблеві методи систематично перевершують логістичну регресію та лінійний дискримінантний аналіз за більшістю метрик ефективності. Систематичний огляд статистичних і ML-моделей у кредитному скорингу здійснили X. Dastile, T. Celik та M. Potsane [5], виявивши стійку тенденцію до зростання частки нейронних мереж і ансамблевих методів у публікаціях після 2015 р. Аналогічні висновки містяться і в огляді M. Leo, S. Sharma та K. Maddulety [10], де додатково акцентовано на проблемі «чорного ящика» глибоких нейронних мереж у банківському застосуванні.

Питання прозорості алгоритмічних рішень набуло самостійного наукового виміру. N. Bussmann, P. Giudici та співавтори [6] запропонували метод інтерпретованості ML-моделей у кредитному ризик-менеджменті на основі значень Шеплі, що відкриває можливість обґрунтування рішень перед регулятором і позичальником. Паралельно E. Dumitrescu та співавтори [7] показали, як поєднання логістичної регресії з нелінійними ефектами дерев рішень дозволяє досягти балансу між точністю і прозорістю – особливо важливого у контексті регуляторного нагляду. Комплексний аналіз вимог до прозорості, аудитуваності та пояснюваності ML-моделей у кредитному скорингу систематизовано у роботі M. Bücker та співавторів [8].

Регуляторний вимір цифровізації кредитного аналізу представлено у двох ключових документах: звіті Базельського комітету [11] щодо наслідків розвитку FinTech для банківського нагляду та звіті ЕВА [12] про великі дані й передову аналітику у фінансовому секторі. Обидва документи визнають потенціал цифрових інструментів і водночас окреслюють регуляторні ризики їх некерованого впровадження. В Україні базовим нормативним документом залишається Постанова НБУ № 351 [13], яка, однак, не враховує специфіки алгоритмічних систем оцінювання і потребує оновлення.

Таким чином, незважаючи на значний міжнародний науковий доробок, вітчизняна академічна дискусія щодо цифрових інструментів оцінювання кредитоспроможності підприємств залишається значно менш розвиненою. Питання систематизації підходів і

порівняльного аналізу їх ефективності в умовах українського ринку потребують окремого дослідження.

Метою статті є систематизація та класифікація сучасних цифрових інструментів оцінювання кредитоспроможності підприємств, здійснення порівняльного аналізу їх ефективності відносно традиційних підходів, а також концептуальне обґрунтування архітектури інтегрованої цифрової системи кредитного аналізу та формулювання практичних рекомендацій щодо її впровадження в умовах вітчизняного банківського ринку.

Виклад основних результатів. Під цифровими інструментами оцінювання кредитоспроможності підприємств варто розуміти сукупність технологічних рішень, що використовують цифрові дані та обчислювальні методи для автоматизованого або напівавтоматизованого формування оцінки кредитного ризику позичальника. Їх принципова відмінність від традиційних підходів полягає у: здатності обробляти великі обсяги різномірних даних; застосуванні алгоритмів машинного навчання, що адаптуються з часом; можливості роботи в режимі реального або близького до реального часу; залученні альтернативних нефінансових джерел інформації.

Аналіз науково-практичного доробку та актуальних технологічних рішень дозволяє запропонувати авторську класифікацію цифрових інструментів оцінювання кредитоспроможності підприємств, подану у табл. 1. В основу класифікації покладено технологічну природу інструменту, характер використовуваних даних та функціональне призначення у кредитному процесі.

Таблиця 1

Класифікація цифрових інструментів оцінювання кредитоспроможності підприємств

Група цифрових інструментів	Конкретні технології / методи	Основні джерела даних	Сфера застосування в кредитному аналізі
Методи машинного навчання	Логістична регресія, Random Forest, XGBoost, Neural Networks, SVM	Фінансова звітність, кредитна історія, транзакційні дані	Кредитний скоринг, прогнозування дефолту, класифікація ризику
Великі дані та потокова аналітика	Потокова обробка, Data Mining, OLAP	Транзакційні бази, реєстри, соціальні медіа, IoT-сенсори	Моніторинг фінансового стану у реальному часі, виявлення ризик-сигналів
API-інтеграції та Open Banking	REST/Open API, Banking-as-a-Service, платіжні ініціатори	Рахунки підприємства, платіжна активність, баланс у реальному часі	Cash flow-аналіз, верифікація фінансових даних, оцінка ділової активності
Блокчейн-рішення	Smart contracts, розподілений реєстр, цифрові ідентифікатори	Реєстри прав власності, ланцюги постачання, eSeal-документи	Верифікація застави та активів, незмінна кредитна історія, перевірка контрагентів
Платформи альтернативних даних	Reputational scoring, ESG-аналітика, патентні бази, галузеві рейтинги	Відкриті реєстри, ЗМІ, аналітичні агрегатори	Нефінансова оцінка ризику, ділова репутація, інноваційний потенціал
Регтех-рішення	Автоматизована КУВ-перевірка, комплаєнс-аналіз, AML-скринінг	Реєстри юридичних осіб, санкційні та РЕР-списки, реєстри банкрутств	Ідентифікація клієнта, перевірка благонадійності, дотримання регуляторних вимог

Джерело: складено автором на основі [1-5]

Традиційна оцінка кредитоспроможності підприємства передбачає аналіз системи фінансових коефіцієнтів (показників ліквідності, рентабельності, фінансової стійкості та ділової активності) у поєднанні з якісною оцінкою бізнес-середовища, репутації

менеджменту та конкурентної позиції. Ця методологія є усталеною банківською практикою, однак, як засвідчило дослідження [1], її прогностична сила суттєво варіює залежно від країни, галузі та структури вибірки. Суттєвим обмеженням залишається і суб'єктивний чинник: результат оцінювання значною мірою залежить від кваліфікації конкретного аналітика, що породжує систематичні розбіжності між різними установами навіть при ідентичному позичальнику.

Цифрові інструменти долають зазначені обмеження завдяки алгоритмічній об'єктивності, масштабованості та багатовимірності аналізу. Порівняльну характеристику двох підходів за ключовими критеріями подано у табл. 2.

Таблиця 2

Порівняльна характеристика традиційного та цифрового підходів до оцінювання кредитоспроможності підприємств

Критерій порівняння	Традиційний підхід	Цифровий підхід
Джерела даних	Фінансова звітність, заявочні документи	Фінансові та альтернативні дані
Часовий горизонт даних	Ретроспективний	Ретроспективний та поточний
Тривалість аналізу	Від кількох днів до тижнів	Від кількох секунд до кількох годин
Рівень автоматизації	Низький–середній (значна частка ручної роботи)	Середній–високий (автоматизація більшості етапів)
Суб'єктивність рішення	Висока (залежить від кваліфікації та досвіду аналітика)	Низька (алгоритмічна об'єктивність, відтворюваність)
Масштабованість	Обмежена чисельністю кредитних аналітиків	Практично необмежена (паралельна обробка заявок)
Оцінка нових підприємств	Суттєво ускладнена або неможлива	Можлива через альтернативні дані та транзакційну аналітику
Прогностична точність	Помірна	Висока
Регуляторна прозорість	Висока (зрозуміла методологія для регулятора)	Потребує обґрунтування алгоритмічних рішень для регулятора
Вартість впровадження	Відносно низька (усталені процедури)	Середня–висока (ІТ-інфраструктура, дані, навчання персоналу)

Джерело: складено автором на основі [4; 5; 7]

Дані табл. 2 наочно демонструють, що цифровий підхід вигідно вирізняється за більшістю операційних параметрів, особливо за тривалістю аналізу, рівнем автоматизації та масштабованістю. Натомість традиційний підхід зберігає конкурентну перевагу у сфері регуляторної прозорості та нижчих витрат на впровадження, що визначає доцільність гібридних архітектур рішень, де цифровий інструментарій доповнює, а не замінює експертну складову кредитного аналізу.

Серед цифрових інструментів кредитного аналізу найбільшого поширення у науковому середовищі та банківській практиці набули методи машинного навчання. Відповідно до результатів масштабного порівняльного дослідження [4], ансамблеві алгоритми демонструють стабільно вищу прогностичну точність порівняно з логістичною регресією і лінійним дискримінантним аналізом. У табл. 3 узагальнено дані про ефективність основних алгоритмів ML у задачах кредитного скорингу на підставі аналізу провідних емпіричних досліджень [3; 4; 5; 10].

Порівняльні показники ефективності алгоритмів машинного навчання у задачах кредитного скорингу

Алгоритм	AUC-ROC	Accuracy	F1-Score	Ключові переваги	Основні обмеження
Логістична регресія	0,72–0,78	72–76 %	0,68–0,74	Висока інтерпретованість, простота реалізації, прозорість рішення для кредитного аналітика та регулятора	Лінійна межа рішення; не враховує нелінійних взаємодій між ознаками
Decision Tree	0,70–0,75	70–74 %	0,66–0,72	Наочна графічна інтерпретація правил; швидкість навчання	Висока схильність до перенавчання; нестабільність при зміні даних
Random Forest	0,80–0,87	78–84 %	0,76–0,82	Висока точність; стійкість до перенавчання; оцінка важливості ознак	Знижена інтерпретованість порівняно з одnodеревними моделями
Gradient Boosting (XGBoost / LightGBM)	0,82–0,89	80–86 %	0,78–0,84	Найвища прогностична точність серед класичних ML-методів; гнучкість налаштування	Обчислювальна складність; ризик перенавчання при неналежній валідації
Neural Network (MLP)	0,79–0,86	77–83 %	0,75–0,81	Здатність апроксимувати складні нелінійні залежності	Ефект "чорного ящика"; висока потреба в обсязі навчальних даних
Support Vector Machine (SVM)	0,75–0,82	74–80 %	0,71–0,77	Ефективність при відносно малих обсягах даних та високій розмірності ознак	Складне налаштування гіперпараметрів; значний час навчання на великих вибірках

Джерело: складено автором на основі [3; 4; 5; 10]

Представлені в табл. 3 дані підтверджують висновок [4] про те, що ансамблеві методи (передусім алгоритми сімейства Gradient Boosting) забезпечують найвищу прогностичну точність серед класичних ML-підходів. Разом з тим критично важливим є усвідомлення компромісу між точністю та інтерпретованістю: логістична регресія, попри нижчий AUC-ROC, залишається незамінною у контексті регуляторних вимог до прозорості кредитних рішень та вимог щодо прозорості та обґрунтованості кредитних рішень.

Принциповою перевагою цифрових інструментів є можливість залучення нетрадиційних (альтернативних) джерел даних, що виходять за межі стандартної фінансової звітності. До ключових категорій таких даних відносять:

по-перше, аналітику транзакційної активності розрахункових рахунків (cash flow analytics) – найбільш інформативне й доступне джерело для оцінки реального фінансового стану підприємства;

по-друге, дані з платформ електронної комерції та цифрових торгових майданчиків;

по-третє, відкриті реєстрові дані (відомості про судові справи, ліцензії, перевірки, зміни у структурі власності);

по-четверте, результати аналізу новин і соціальних медіа щодо ділової репутації підприємства та його керівництва.

Зазначений підхід набуває особливої значущості для малих і середніх

підприємств, що не мають тривалої кредитної історії або повного пакету аудиторської фінансової звітності. Дослідження [8] підтверджує, що застосування альтернативних даних здатне підвищити рівень фінансової доступності для суб'єктів малого бізнесу без пропорційного зростання кредитного ризику портфеля.

Результатом синтезу розглянутих підходів є концептуальна модель інтегрованої цифрової системи оцінювання кредитоспроможності підприємства, що охоплює чотири функціональні рівні (рис. 1).

Перший рівень (збирання та агрегування даних) передбачає інтеграцію структурованих (фінансова звітність, дані кредитних бюро, рейтинги) і неструктурованих (текстові дані новин, транзакційна активність, поведінкові метрики) джерел через API-з'єднання та потокові канали передачі даних. Другий рівень включає нормалізацію, очищення, розв'язання проблеми пропущених значень та трансформацію ознак.

Третій рівень охоплює паралельне застосування кількох ML-моделей з ансамблевою агрегацією результатів та формуванням інтегрального скорингового балу. Четвертий рівень забезпечує автоматичне формування обґрунтування для кредитного аналітика із зазначенням чинників, що найбільше вплинули на оцінку ризику позичальника, прийняття рішення (схвалення, відхилення або передача на ручний розгляд кредитним комітетом) та документування результатів для потреб внутрішнього аудиту і регуляторної звітності.

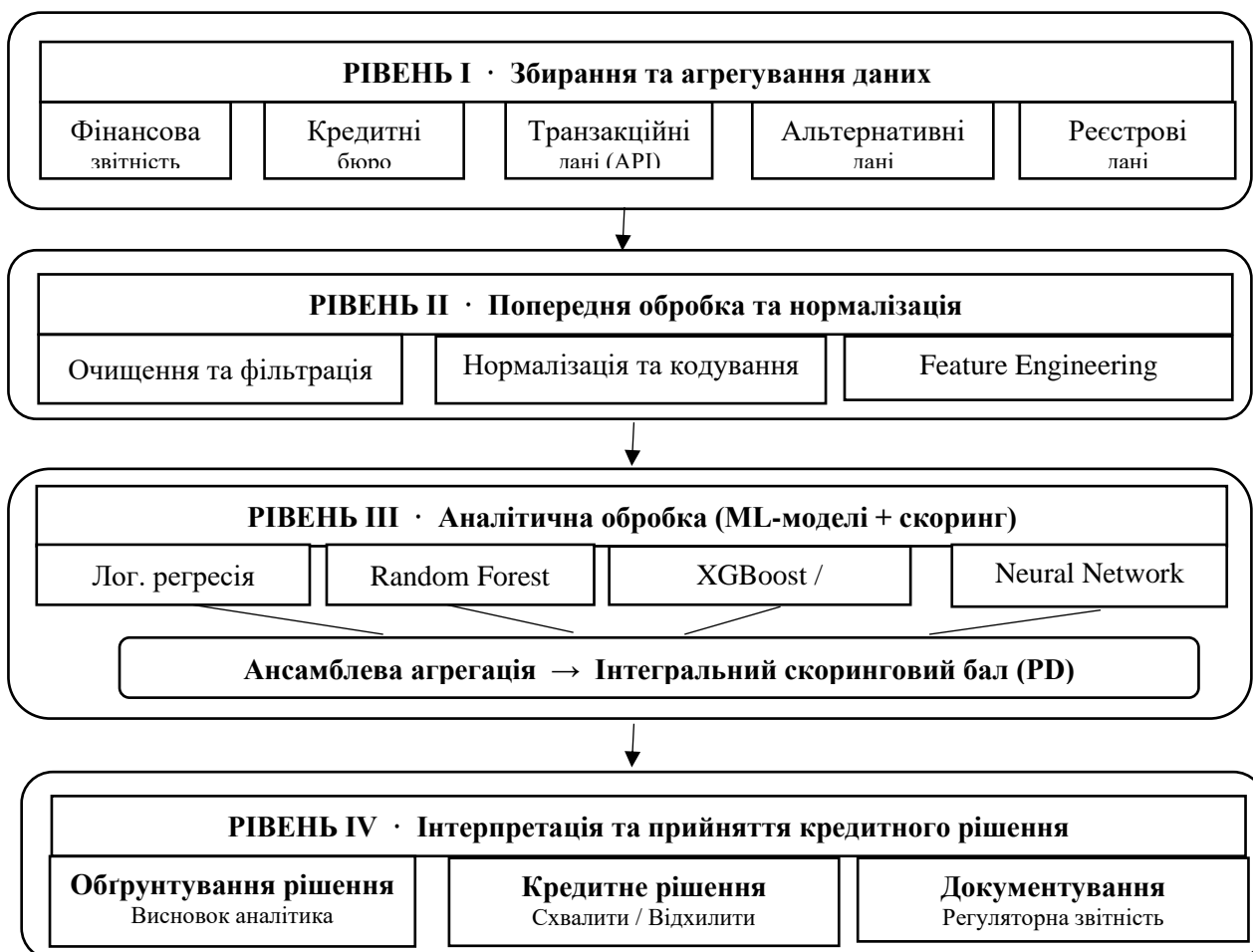


Рис. 1. Концептуальна архітектура інтегрованої цифрової системи оцінювання кредитоспроможності підприємства

Джерело: розроблено авторами

Впровадження подібних систем у вітчизняну банківську практику стикається з низкою системних обмежень:

- недостатньою цифровізацією фінансової звітності підприємств;
- обмеженою повнотою та якістю даних кредитних бюро;
- чинними регуляторними вимогами НБУ [13] щодо прозорості методологій оцінки кредитного ризику;
- проблемами захисту персональних та корпоративних даних.

Разом з тим стрімка цифровізація банківського сектору України, посилення конкуренції з боку FinTech-компаній і вимоги євроінтеграції формують сприятливе середовище для поступового впровадження цифрових інструментів кредитного аналізу відповідно до кращих практик ЄС [11; 12].

Висновки. Цифрові інструменти оцінювання кредитоспроможності підприємств сформували самостійний і динамічно розвинений клас технологічних рішень. Запропонована у статті класифікація охоплює шість груп: від методів машинного навчання і аналітики великих даних до RegTech-рішень і платформ альтернативних даних і відображає реальний спектр інструментів, що застосовуються у сучасній банківській практиці.

Результати порівняльного аналізу свідчать про відчутну перевагу цифрових підходів за більшістю операційних параметрів. Водночас традиційний підхід зберігає перевагу у сфері регуляторної прозорості та нижчих витрат на впровадження, що визначає логіку гібридних архітектур, де алгоритмічний і експертний компоненти взаємодоповнюють одне одного.

Запропонована чотирирівнева концептуальна модель системи (від агрегування даних до формування обґрунтованого кредитного рішення) може слугувати методологічним орієнтиром для банків, що реалізують стратегії цифровізації кредитних процесів. Успішне впровадження потребує не лише технологічної інфраструктури, а й відповідної бази альтернативних даних, узгодження з вимогами регулятора та підвищення цифрової компетентності аналітиків.

Серед перспективних напрямів подальших досліджень слід виділити емпіричну верифікацію ML-моделей на реальних масивах даних українських підприємств, розроблення методики аудиту алгоритмічних систем кредитного аналізу, а також дослідження регуляторних умов для FinTech-кредитування в контексті євроінтеграційних вимог.

Список використаної літератури

1. Altman E. I., Iwanicz-Drozdowska M., Laitinen E. K., Suvas A. Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management & Accounting*. 2017. Vol. 28, № 2. P. 131–171.
2. Addo P. M., Guegan D., Hassani B. Credit Risk Analysis Using Machine and Deep Learning Models. *Risks*. 2018. Vol. 6, № 2. P. 38.
3. Barboza F., Kimura H., Altman E. Machine Learning Models and Bankruptcy Prediction. *Expert Systems with Applications*. 2017. Vol. 83. P. 405–417.
4. Lessmann S., Baesens B., Seow H.-V., Thomas L. C. Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring: An Update of Research. *European Journal of Operational Research*. 2015. Vol. 247, № 1. P. 124–136.
5. Dastile X., Celik T., Potsane M. Statistical and Machine Learning Models in Credit Scoring: A Systematic Literature Survey. *Applied Soft Computing*. 2020. Vol. 91. Article

106263.

6. Busmann N., Giudici P., Marinelli D., Papenbrock J. Explainable Machine Learning in Credit Risk Management. *Computational Economics*. 2021. Vol. 57. P. 203–216.

7. Dumitrescu E., Hué S., Hurlin C., Tokpavi S. Machine Learning for Credit Scoring: Improving Logistic Regression with Non-linear Decision-tree Effects. *European Journal of Operational Research*. 2022. Vol. 297, № 3. P. 1178–1192.

8. Bücker M., Szepannek G., Gosiewska A., Biecek P. Transparency, Auditability, and Explainability of Machine Learning Models in Credit Scoring. *Journal of the Operational Research Society*. 2021. Vol. 73, № 1. P. 70–90.

9. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM, 2016. P. 785–794.

10. Leo M., Sharma S., Maddulety K. Machine Learning in Banking Risk Management: A Literature Review. *Risks*. 2019. Vol. 7, № 1. P. 29.

11. Basel Committee on Banking Supervision. *Sound Practices: Implications of Fintech Developments for Banks and Bank Supervisors*. Basel: BIS, 2018. 50 p.

12. European Banking Authority. *EBA Report on Big Data and Advanced Analytics*. EBA/REP/2020/01. London: EBA, 2020. 60 p.

13. Про визначення банками України розміру кредитного ризику за активними банківськими операціями: Постанова Правління НБУ від 30.06.2016 № 351. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/v0351500-16>

Дата надходження статті: 08.05.2026

Дата прийняття статті: 19.05.2026

Дата публікації статті: 31.05.2026