

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.60>

УДК 004.8:336.77

Від прогнозування до підтримки прийняття рішень: еволюція кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту в мікрофінансуванні

Поповський Сергій Валерійович

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4305-0089>; serhiipopovskiy1988@gmail.com

Одеський національний університет імені І. І. Мечникова, Всеволода Змієнка, 2, Одеса, 65082, Україна

АНОТАЦІЯ

У статті досліджено еволюцію кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту у мікрофінансуванні, де обмежена доступність кредитної історії, інформаційна асиметрія, неоднорідність позичальників, неформальність економічної діяльності та нестабільність даних ускладнюють оцінювання кредитного ризику. Розвиток машинного навчання, неймережових, ансамблевих і гібридних моделей розширює можливості автоматизованого прогнозування, але водночас посилює вимоги до якості даних, інтерпретованості та практичної придатності результатів. Метою дослідження є систематизація та конфігуративне узагальнення досліджень кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту у мікрофінансуванні, виявлення структурних та інформаційних умов його розвитку, простеження еволюції підходів до моделювання та їх операціоналізації, а також виявлення нерозв'язаних суперечностей і методологічних прогалин. Методологічну основу становить систематичний огляд літератури з конфігуративним тематичним синтезом. Аналіз здійснено за трьома аналітичними категоріями та п'ятьма вимірами: структурні умови й дані, підготовка даних і формування ознак, моделювання, пояснюваність та відповідальне застосування штучного інтелекту, упровадження моделей і результати. Результати показують домінування гібридних підходів, обмежену представленість пояснюваного штучного інтелекту та значно меншу увагу до підготовки даних і побудови простору ознак. Кредитний скоринг у частині досліджень виходить за межі прогнозування дефолту й використовується для диференціації умов кредитування, підтримки рішень кредитних працівників та автоматизованого цифрового кредитування. Виявлено методологічні прогалини та нерозв'язані суперечності між прогнозною здатністю, прозорістю, якістю та стабільністю даних, а також практичною адаптацією моделей. Аналіз доводить, що штучний інтелект розширює можливості кредитного скорингу, але не усуває обмежень мікрофінансового середовища; подальші дослідження мають одночасно враховувати прогнозну здатність, стабільність даних, інтерпретованість, невизначеність і практичну придатність моделей.

Ключові слова: кредитний скоринг; штучний інтелект; машинне навчання; мікрофінансування; кредитний ризик; підтримка прийняття рішень; пояснюваний штучний інтелект; систематичний огляд літератури; конфігуративний синтез.

Для цитування: Поповський С. В. “Від прогнозування до підтримки прийняття рішень: еволюція кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту в мікрофінансуванні”. *Інформатика. Культура. Техніка.* 2026; Том 3 № 2 (4): 775–790. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.60>

Актуальність. Кредитний скоринг є одним із ключових інструментів оцінювання кредитного ризику, а розвиток машинного навчання, штучного інтелекту та цифрових фінансових послуг розширює можливості його автоматизації й застосування в різних формах кредитування. Сучасні моделі дають змогу опрацьовувати ширший набір характеристик позичальників, виявляти нелінійні залежності та використовувати результати оцінювання не лише для прогнозування кредитного ризику, а й для підтримки практичних кредитних рішень.

Особливого значення ці зміни набувають у мікрофінансуванні, де кредитні рішення приймаються в умовах структурно обмеженої інформації. Обмежена доступність кредитної історії, інформаційна асиметрія, неоднорідність позичальників, неформальність економічної діяльності та нестабільність доходів ускладнюють застосування традиційних підходів до оцінювання кредитоспроможності [1], [5], [9], [10]. Водночас цифровізація мікрокредитування створює нові джерела операційних даних і розширює можливості автоматизованого оцінювання позичальників, зокрема у цифровому кредитуванні [13], [18], [22]. Таким чином, мікрофінансування являє собою середовище, у якому переваги більш складних моделей поєднуються з особливо високими вимогами до якості даних, стабільності прогнозування та практичної придатності кредитного рішення. Дефіцит даних та неповнота інформації обмежують можливості оцінювання позичальника, неоднорідність позичальників ускладнює

узагальнення результатів моделювання, а невизначеність стосується як неповної інформації про позичальника, так і самого процесу кредитного рішення.

У розвитку методів кредитного скорингу простежується зміщення від ранніх досліджень, що використовували статистичні та окремі алгоритмічні підходи, до пізніших робіт, у яких представлені нейромережеві, ансамблеві та гібридні архітектури. Однак підвищення складності моделей не усуває фундаментальних проблем, пов'язаних із неповнотою інформації, невизначеністю та інтерпретованістю результатів [20]. Навпаки, у складніших моделях виникає додаткова потреба пояснювати отримані результати та забезпечувати їхню придатність для практичного використання. Це породжує взаємопов'язані методологічні суперечності між вимогами до прогнозної здатності, прозорості, якості даних і стабільної операціоналізації моделей [3], [8], [17].

Водночас у фінальному корпусі кредитний скоринг у мікрофінансуванні представлений не лише як задача класифікації позичальників. У частині досліджень результати моделювання використовуються для підтримки рішень кредитних працівників, диференціації умов кредитування та процентних ставок, а в цифровому кредитуванні – для автоматизованої обробки великої кількості короткострокових кредитних операцій [1], [9], [12], [13], [23]. Це дає підстави розглядати кредитний скоринг не лише як інструмент прогнозування, а й як складову ширшого процесу підтримки ухвалення кредитного рішення.

Попри активний розвиток цього напрямку, дослідження залишаються методологічно неоднорідними та охоплюють різні елементи процесу кредитного оцінювання. Окремі роботи зосереджуються на структурних умовах і характеристиках позичальників, інші — на підготовці даних і формуванні ознак, виборі та порівнянні моделей або практичному використанні результатів прогнозування. За такого розподілу досліджень залишається недостатньо зрозумілим, як структурні обмеження мікрофінансового кредитування пов'язані з вибором моделі та як результати моделювання перетворюються на практичні кредитні рішення. Не менш важливо з'ясувати, які методологічні суперечності між вимогами до прогнозної здатності, інтерпретованості, якості даних і операційної адаптації залишаються нерозв'язаними та потребують подальшого дослідження.

Саме ця проблема визначає концептуальну основу дослідження: мікрофінансування являє собою структурно обмежене кредитне середовище, у якому розвиток кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту розширює прогнозні можливості, але не усуває фундаментальних проблем обмеженої інформації, невизначеності, інтерпретованості та практичної адаптації моделей. Тому для розуміння еволюції кредитного скорингу недостатньо порівнювати прогнозу ефективність окремих алгоритмів. Необхідно розглядати взаємозв'язок між умовами формування даних, моделюванням та способом використання результатів у процесі прийняття кредитних рішень.

Мета дослідження полягає у систематизації та конфігуративному узагальненні досліджень кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту у сфері мікрофінансування для виявлення структурних та інформаційних умов розвитку такого скорингу, простеження еволюції підходів до моделювання та їх практичної операціоналізації, а також окреслення методологічних прогалин і нерозв'язаних суперечностей. Основне дослідницьке питання сформульовано так: як дефіцит даних, неоднорідність позичальників та невизначеність визначають особливості розроблення й упровадження кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту у сфері мікрофінансування?

Це питання деталізовано у трьох дослідницьких підпитаннях:

- (1) які структурні та інформаційні умови характерні для кредитного скорингу у сфері мікрофінансування;
- (2) як підходи до моделювання та їхнє впровадження еволюціонували від прогнозування до підтримки прийняття рішень;
- (3) які методологічні суперечності залишаються нерозв'язаними, а прогалини – недостатньо дослідженими.

Методологія. Оскільки дослідницький напрям характеризується методологічною неоднорідністю, теоретичною фрагментованістю та швидким розвитком, у дослідженні застосовано дизайн систематичного огляду літератури (*systematic literature review, SLR*) із конфігуративним синтезом (*configurative synthesis*) [6], [11], [29], спрямований на інтеграцію та концептуальне узагальнення досліджень щодо кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту у сфері мікрофінансування. Це дозволяє забезпечити прозору та структуровану процедуру ідентифікації, відбору й синтезу наукових джерел.

Кредитний скоринг є міждисциплінарною сферою, що поєднує фінанси, статистику, машинне навчання, штучний інтелект, пояснюваність моделей та регуляторні вимоги. Відповідні дослідження охоплюють класичні статистичні методи, машинне та глибоке навчання, нейронні мережі, нечіткі системи, пояснюваний штучний інтелект та різні форми автоматизованого прийняття кредитних рішень [4], [21], [30], [32]. Така фрагментованість обґрунтовує необхідність синтезу, здатного виявити не лише відмінності між окремими моделями, а й ширші закономірності розвитку підходів до кредитного оцінювання.

На відміну від агрегативного синтезу, орієнтованого переважно на узагальнення кількісних результатів або порівняння ефектів, конфігуративний синтез спрямований на виявлення повторюваних закономірностей, взаємозв'язків, механізмів і концептуальних напружень у неоднорідному масиві досліджень [14], [15]. Такий підхід є особливо релевантним для цього дослідження, оскільки його метою є не визначення універсально найкращого алгоритму, а реконструкція того, як кредитний скоринг із застосуванням штучного інтелекту розвивається від моделей прогнозування до інструментів підтримки кредитних рішень в умовах інформаційних та операційних обмежень мікрофінансування.

Дослідження реалізовано у два послідовні етапи. На першому етапі за відтвореною процедурою пошуку, фільтрації та усунення дублікатів сформовано вихідний корпус наукових публікацій. На другому етапі з цього корпусу цілеспрямовано відібрано дослідження, що безпосередньо стосуються кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту в мікрофінансуванні, і здійснено їх конфігуративний тематичний синтез.

Для формування вихідного корпусу використано дві основні бібліографічні бази даних: Scopus і Web of Science. Їхній вибір зумовлений широким охопленням рецензованої наукової літератури та поширеним використанням цих баз у систематичних оглядах літератури [7], [24], [28], [31]. Пошук проведено 4 травня 2026 року без обмеження за часовим періодом.

Стратегія пошуку складалася з трьох взаємодоповнюючих груп запитів, спрямованих на охоплення основних напрямів досліджень кредитного скорингу:

(1) статистичні та машинно-навчальні моделі;

(2) нечітка логіка та системи, засновані на знаннях,

а також (3) фінтех, цифрове кредитування та мікрофінансування. Використання декількох тематичних блоків дозволило охопити різні термінологічні та методологічні традиції дослідження кредитного ризику, що відображають розвиток підходів до кредитного скорингу [19], [29], [32]. До пошуку включалися англомовні публікації, доступні у відкритому доступі та класифіковані як журнальні статті, матеріали конференцій або оглядові статті. Критерій відкритого доступу застосовано як операційний критерій доступності повного тексту в межах цього дослідження, а не як показник наукової якості чи релевантності публікацій. Такий підхід може зумовлювати потенційне зміщення корпусу через доступність повного тексту та розглядається як обмеження. На етапі формування вихідного корпусу виключено публікації з раннього доступу, відкликані публікації та розділи книг, що відповідають принципам прозорого та відтвореного формування корпусу систематичного огляду [11], [25], [29].

Застосування трьох груп пошукових запитів (Таблиця 1) забезпечило отримання 970 публікацій у Scopus та 4 502 публікацій у Web of Science. На етапі бібліографічної фільтрації виключено публікації, що не відповідали встановленим критеріям: у Scopus – 16 публікацій іншими мовами, 15 публікацій з раннім доступом, 57 документів інших типів та 596 публікацій, що не відповідали критерію відкритого доступу; у Web of Science – відповідно 90, 107, 81 та 3 834 публікації. Після застосування зазначених фільтрів збережено 286

публікацій зі Scopus та 390 публікацій із Web of Science. Отримані записи об'єднано, після чого на основі бібліографічних метаданих видалено дублікати (n = 41). У результаті сформовано систематично зібраний пошуковий корпус із 635 унікальних публікацій (Рис. 1).

Таблиця 1. Групи пошукових запитів, застосованих у базах даних Scopus та Web of Science

№	Пошуковий запит
1	XXXXX(("credit scoring" OR "credit risk" OR "credit risk assessment" OR "credit evaluation" OR "creditworthiness" OR credit decision* OR lending decision* OR "loan approval" OR "default prediction" OR "loan default" OR borrower default OR "probability of default" OR "risk scoring" OR "automated credit decision*")) AND ("machine learning" OR "statistical model*" OR "logistic regression" OR "scorecard" OR "classification model*" OR "predictive model*" OR "data mining" OR "supervised learning" OR "feature selection" OR "model interpretability" OR "interpretable model*" OR "explainable AI" OR "XAI" OR "glass-box model*"))
2	XXXXX(("credit scoring" OR "credit risk" OR "credit risk assessment" OR "credit evaluation" OR "creditworthiness" OR credit decision* OR lending decision* OR "loan approval" OR "default prediction" OR "loan default" OR borrower default OR "probability of default" OR "risk scoring" OR "automated credit decision*")) AND ("fuzzy logic" OR "fuzzy inference system*" OR "fuzzy rule-based system*" OR "fuzzy decision system*" OR "neuro-fuzzy" OR "approximate reasoning" OR "linguistic variable*" OR "rule-based system*" OR "expert system*" OR "knowledge-based system*"))
3	XXXXX(("credit scoring" OR "credit risk" OR "credit risk assessment" OR "credit evaluation" OR "creditworthiness" OR credit decision* OR lending decision* OR "loan approval" OR "default prediction" OR "loan default" OR borrower default OR "probability of default" OR "risk scoring" OR "automated credit decision*")) AND ("microfinance" OR "fintech" OR "digital lending" OR "online lending" OR "consumer lending" OR "retail lending" OR "personal loan*" OR "short-term lending" OR "payday loan*" OR "peer-to-peer lending")

Джерело: розроблено автором

Примітка. Позначення «XXXXX» використано для позначення специфічного синтаксису поля пошуку, що залежить від бази даних: у Scopus застосовувалося поле «TITLE-ABS-KEY», тоді як у Web of Science – поле «TS». Символ «*» використовувався для пошуку варіантів слів із відповідним коренем

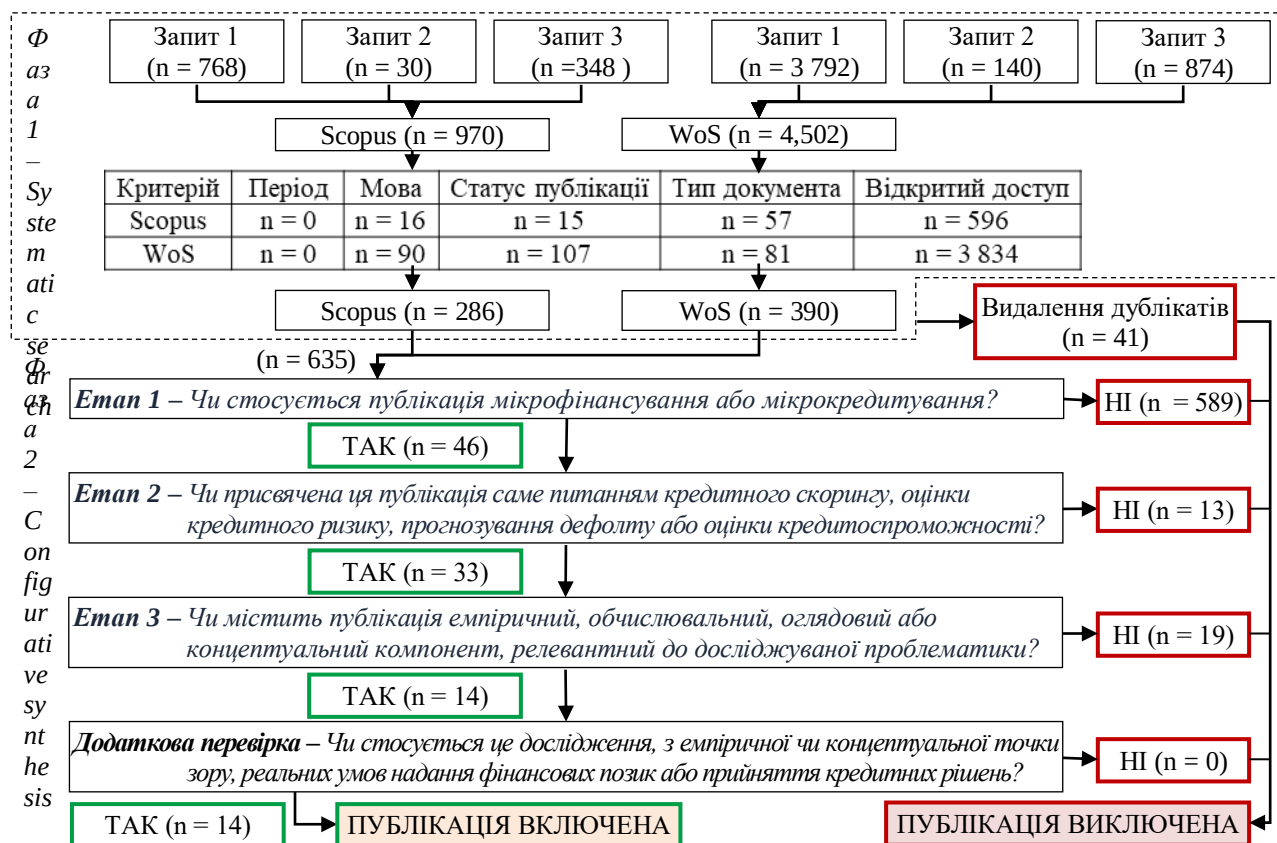


Рис. 1. Етапи систематичного пошуку та конфігуративного синтезу літератури

Джерело: розроблено автором

Для цілей цього дослідження здійснено цілеспрямований відбір із сформованого пошукового корпусу, орієнтований на виокремлення публікацій, пов'язаних із мікрофінансуванням і мікrokредитуванням. На першому етапі відбору визначено публікації, у назві, анотації або ключових словах яких містився термін *microfinance* або *microcredit*, включаючи різні варіанти написання. У результаті з 635 унікальних публікацій ідентифіковано 46 записів, потенційно релевантних до мікрофінансового контексту.

На другому етапі до цих 46 публікацій застосовано предметні критерії включення (Таблиця 2). Публікація включалася до наступного етапу, якщо її назва, анотація або ключові слова свідчили про безпосередню відповідність кредитному скорингу, кредитному ризику, оцінюванню кредитоспроможності, прогнозуванню дефолту або пов'язаному з ними прийняттю кредитних рішень. На цьому етапі виключено 13 публікацій, тоді як 33 публікації перейшли до оцінювання методологічної та обчислювальної відповідності.

Таблиця 2. Критерії включення та виключення публікацій

Етапи та критерії включення	Вк- лено	Вик- лючено
Етап 1. Ідентифікація публікацій, пов'язаних із мікрофінансуванням та мікrokредитуванням <i>Чи стосується публікація мікрофінансування або мікrokредитування?</i> Дослідження переходило до наступного етапу, якщо його назва, анотація або ключові слова містили термін <i>microfinance</i> або <i>microcredit</i> , включаючи різні варіанти написання.	46	589
Етап 2. Предметна релевантність кредитного скорингу та кредитного ризику <i>Чи присвячена ця публікація саме питанням кредитного скорингу, оцінки кредитного ризику, прогнозування дефолту або оцінки кредитоспроможності?</i> Дослідження включалося до огляду, якщо його назва, анотація або ключові слова: (1) прямо стосувалися кредитного скорингу, кредитного ризику, кредитоспроможності, прийняття рішень щодо кредитування або прогнозування дефолту; АБО (2) присвячені дослідженню підходів до моделювання, що застосовуються при прийнятті кредитних рішень на рівні позичальника або прогнозуванні дефолту за кредитом; АБО (3) є оглядовими статтями, присвяченими методам кредитного скорингу або моделювання кредитного ризику.	33	13
Етап 3. Методологічна та обчислювальна релевантність <i>Чи містить публікація емпіричний, обчислювальний, оглядовий або концептуальний компонент, релевантний до досліджуваної проблематики?</i> Дослідження включалося до огляду, якщо його назва, анотація або ключові слова: (1) прямо стосувалися розробки, застосування, порівняння або оцінки моделей статистичного аналізу, машинного навчання, глибокого навчання, нейронних мереж або нечітких систем; АБО (2) містили експериментальну, імітаційну або засновану на даних оцінку методів оцінки кредитного ризику або кредитного скорингу; АБО (3) передбачали оглядовий чи концептуальний аналіз методів кредитного скорингу, кредитного ризику або управління кредитним портфелем, безпосередньо пов'язаний із мікрофінансуванням.	14	19
Додаткова перевірка контексту застосування <i>Чи стосується це дослідження, з емпіричної чи концептуальної точки зору, реальних умов надання фінансових позик або прийняття кредитних рішень?</i> Дослідження вважалося релевантним, якщо його назва, анотація або ключові слова зосереджувалися на мікрофінансуванні, мікrokредитуванні, фінтеху або цифровому кредитуванні, а для суміжних досліджень кредитного ризику враховувалися лише ті роботи, методологічні результати яких безпосередньо релевантні до оцінювання кредитного ризику на рівні позичальника та можуть бути застосовані в мікрофінансовому контексті	14	0

Джерело: розроблено автором

На третьому етапі оцінено методологічну та обчислювальну релевантність публікацій до досліджуваної проблематики. До фінального корпусу включалися дослідження, що містили емпіричне моделювання, обчислювальні методи або безпосередньо релевантний оглядовий чи концептуальний аналіз кредитного скорингу, кредитного ризику або управління кредитним портфелем у відповідному контексті. У результаті 19 публікацій виключено, а 14 публікацій сформували фінальний корпус для подальшого аналізу. Додатково перевірено відповідність контексту застосування та достатність інформації для подальшого конфігуративного аналізу. Зазначені перевірки не призвели до подальшого скорочення

корпусу. Таким чином, до конфігуративного синтезу включено 14 публікацій, які відповідали встановленим предметним, методологічним і контекстуальним критеріям дослідження.

Фінальний корпус проаналізовано за допомогою конфігуративного тематичного синтезу. На відміну від досліджень, зосереджених на порівнянні прогностичної точності окремих алгоритмів, цей аналіз спрямований на виявлення повторюваних структурних та інформаційних умов, простеження еволюції підходів до моделювання та їх операціоналізації, а також окреслення методологічних прогалів і нерозв'язаних суперечностей. Тематичне кодування здійснювалося індуктивно: на першому рівні фіксувалися змістові характеристики кожної включеної публікації, після чого близькі за змістом коди групувалися в аналітичні виміри та вищі аналітичні категорії відповідно до трьох дослідницьких питань (Табл. 3). На першому рівні аналізу фіксувалися конкретні характеристики досліджень, зокрема типи даних, характеристики позичальників, проблеми інформаційної неповноти, використані моделі, підходи до обробки даних, способи пояснення результатів та форми практичного використання моделей. На другому рівні ці елементи групувалися за змістовою близькістю та структурувалися у п'ять аналітичних вимірів, об'єднаних у три вищі аналітичні категорії.

Таблиця 3. Логіка тематичного кодування та конфігуративного синтезу

Аналітичні виміри	Коди
ДП 1: які структурні та інформаційні умови характерні для кредитного скорингу у сфері мікрофінансування? АК 1: структурні та інформаційні умови мікрофінансового кредитування	
(1) структурні чинники та умови, пов'язані з даними	інформаційна асиметрія; фінансова виключеність / позичальники з недостатнім доступом до фінансових послуг; розвиток фінтех-галузі та цифрового кредитування; регуляторний тиск та дотримання вимог; потреба в автоматизованому прийнятті кредитних рішень; гетерогенність позичальників; поява альтернативних / великих даних; дефіцит даних / обмежена кредитна історія; потреба у швидшому прийнятті кредитних рішень
ДП 2: як підходи до моделювання та їхнє впровадження еволюціонували від прогнозування до підтримки прийняття рішень? АК 2: Підходи до моделювання та їх операціоналізації	
(2) підготовка даних та побудова простору ознак	відбір ознак; попередня обробка та трансформація даних; опрацювання відсутніх даних; опрацювання незбалансованих даних; розширення даних / синтетичне генерування спостережень; інтеграція альтернативних даних
(3) розроблення моделей	традиційне статистичне моделювання; моделювання на основі машинного навчання; моделювання на основі глибокого навчання; ансамблеве моделювання; гібридне моделювання; нейро-нечітке / нечітке моделювання; автоматизована оптимізація моделей (AutoML); налаштування гіперпараметрів; порівняння моделей / бенчмаркінг; валідація моделей та тестування стійкості
(4) пояснюваність і відповідальне застосування ШІ	пояснюваність моделей; інтерпретовані моделі; справедливість та зменшення упередженості; відповідальний ШІ / управління / можливість аудиту
(5) упровадження моделей і отримані результати	оцінка ефективності моделей; підвищення точності прогнозування; зниження кредитного ризику; операційна ефективність; результати фінансової інклюзії; довіра та прозорість у кредитуванні
ДП 3: які методологічні суперечності залишаються нерозв'язаними, а прогалини – недостатньо дослідженими? АК 3: Методологічні прогалини та нерозв'язані суперечності	

Джерело: розроблено автором

Примітка. ДП – дослідницьке питання; АК – аналітична категорія; кодування здійснювалося одним дослідником. Незалежне подвійне кодування та розрахунок показника міждослідницької узгодженості не проводилися; це враховано як обмеження дослідження

Перша категорія охоплювала структурні та інформаційні умови мікрофінансового кредитування, зокрема обмежену доступність кредитної історії, інформаційну асиметрію, неоднорідність позичальників, неформальність економічної діяльності, обмежену якість даних та невизначеність у кредитному рішенні.

Друга категорія стосувалася підходів до моделювання та їх операціоналізації, зокрема представлених у літературі статистичних, машинно-навчальних, нейромережових, нечітких,

ансамблевих та гібридних підходів, а також використання моделей у процесах прийняття кредитних рішень.

Третя категорія охоплювала методологічні прогалини та нерозв'язані суперечності, пов'язані з якістю й стабільністю даних, а також із прогнозною здатністю, інтерпретованістю, врахуванням невизначеності та операційною адаптацією моделей.

Для деталізації другого рівня аналізу було сформовано п'ять аналітичних вимірів:

- (1) структурні чинники та умови, пов'язані з даними;
- (2) підготовка даних та побудова простору ознак;
- (3) розроблення моделей;
- (4) пояснюваність і відповідальне застосування штучного інтелекту;
- (5) упровадження моделей і отримані результати.

У результаті ці виміри формують послідовний аналітичний ланцюг: від структурних умов мікрофінансування та обмежень інформації – до вибору моделі, її операціоналізації та системних суперечностей, що виникають під час практичного застосування кредитного скорингу.

Формалізоване оцінювання методологічної якості включених публікацій за стандартизованим контрольним переліком не проводилося. Це пов'язано з конфігуративною спрямованістю дослідження та методологічною неоднорідністю корпусу, який охоплює емпіричні, обчислювальні, оглядові та концептуальні праці. Відповідно, результати синтезу спрямовані на систематизацію підходів і виявлення закономірностей, а не на ранжування публікацій за якістю доказів або порівняльну оцінку ефективності моделей. Відсутність формалізованого оцінювання методологічної якості слід розглядати як обмеження дослідження.

Конфігуративна логіка синтезу дозволила розглядати окремі моделі не ізольовано, а в контексті ширшої системи кредитного рішення. Відповідно, аналіз спрямований на реконструкцію зв'язків між структурними умовами мікрофінансування, характеристиками даних, вибором моделі та способом її операціоналізації. Такий підхід забезпечує основу для відповіді на головне дослідницьке питання: як дефіцит даних, неоднорідність позичальників та невизначеність впливають на розвиток і практичне застосування кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту у мікрофінансуванні.

Результати. Фінальний корпус конфігуративного синтезу охоплює 14 публікацій, опублікованих у 2013-2026 роках, причому найбільша кількість досліджень припадає на останні 5 років. За типом документів переважають журнальні статті ($n = 10$), тоді як 2 публікації є матеріалами конференцій, 1 – матеріалом збірника конференції, а 1 – оглядовою статтею. Дисциплінарно корпус є міждисциплінарним, хоча найбільше публікацій належить до економіки та бізнесу ($n = 7$) та комп'ютерних наук ($n = 5$). Соціальні науки представлені у 3 публікаціях, а інженерні науки – у 2. Оскільки одна публікація може бути віднесена до кількох предметних галузей, наведені категорії не є взаємовиключними.

За використаною класифікацією методологічних підходів виразно домінують гібридні підходи: вони представлені в 11 із 14 публікацій. У межах цього огляду гібридними вважалися підходи, у яких два або більше різних алгоритмічних механізмів чи методологічних компонентів інтегрувалися в єдину процедуру оцінювання кредитного ризику. Просте порівняння декількох алгоритмів без їх інтеграції не розглядалося як гібридний підхід. Окремо ідентифіковано по одній роботі, що використовує нечіткий підхід, машинне навчання та інший обчислювальний підхід. Така структура корпусу свідчить про переважне використання поєднання різних методів, а не одного алгоритмічного класу. Водночас явне застосування методів пояснюваного штучного інтелекту (XAI) залишається обмеженим: лише у 2 із 14 публікацій безпосередньо зазначено їх використання. З погляду ширшої інтерпретованості 7 досліджень використовують внутрішньо інтерпретовані моделі, 5 не містять чітко визначеного підходу до інтерпретованості, а 2 застосовують методи постфактум-інтерпретації. Обидві публікації, у яких безпосередньо використано XAI, належать до категорії постфактум-інтерпретації.

Опис використаних наборів даних наявний у 9 із 14 публікацій, тоді як у 5 публікаціях така інформація представлена недостатньо чітко. За п'ятьма аналітичними вимірами, використаними для конфігуративного синтезу, найбільше уваги приділено розробленню моделей, пояснюваності та відповідальному застосуванню штучного інтелекту, а також упровадженню моделей і отриманим результатам, кожен із цих вимірів представлений у 13 публікаціях. Структурні чинники та умови щодо даних розглядаються у 12 дослідженнях, тоді як підготовка даних та побудова простору ознак є найменш представленим виміром і охоплюють лише 4 публікації. Таким чином, навіть у невеликому фінальному корпусі простежується концентрація досліджень навколо розроблення моделей та їх практичної операціоналізації, тоді як питання підготовки даних і формування ознак отримують значно менше уваги. У подальшому результати синтезу розглянуто відповідно до трьох вищих аналітичних категорій, у межах яких послідовно простежуються визначені п'ять аналітичних вимірів.

Структурні та інформаційні умови мікрофінансового кредитування. Аналіз фінального корпусу показує, що застосування штучного інтелекту у кредитному скорингу мікрофінансових установ формується під впливом специфічних структурних умов кредитування. До них належать обмежений доступ позичальників до формальних фінансових послуг, недостатня доступність кредитної історії, інформаційна асиметрія, висока неоднорідність позичальників та значна частка неформальної економічної діяльності. У таких умовах традиційні підходи до оцінювання кредитоспроможності стикаються з обмеженнями через недостатню кількість стандартизованої інформації про позичальника та його попередню кредитну поведінку [5], [10], [18]. Особливо виразно ці проблеми проявляються у сільському мікрокредитуванні, де характеристики позичальників значно відрізняються, а доходи можуть залежати від сезонності, неформальної зайнятості та інших зовнішніх чинників [1], [8], [9].

Однією з центральних умов розвитку автоматизованого кредитного оцінювання є дефіцит інформації про позичальника. Недатня глибина кредитної історії та обмежена якість доступних даних ускладнюють застосування моделей, побудованих на припущенні про достатню кількість стабільних спостережень. У дослідженнях мікрокредитування ця проблема поєднується з необхідністю оцінювати кредитний ризик для позичальників, щодо яких традиційні фінансові показники можуть бути неповними або недостатньо інформативними [2], [5]. У результаті кредитний скоринг у мікрофінансуванні виконує не лише функцію прогнозування ймовірності дефолту, а й функцію формалізації інформації, яка за традиційних умов могла оцінюватися переважно на основі експертного судження.

Водночас цифровізація фінансових послуг створює нові можливості для подолання частини інформаційних обмежень. Розвиток цифрового кредитування та фінтех-платформ забезпечує накопичення транзакційних даних, які можна використовувати для побудови автоматизованих моделей кредитного ризику. Прикладом є цифрові мікрокредити та *airtime loans*, для яких машинне навчання застосовується до операційних даних цифрового кредитування з метою автоматизованої класифікації позичальників [13]. Аналогічно, розвиток цифрових та фінтех-орієнтованих моделей кредитування створює умови для використання алгоритмічних підходів у середовищах, де традиційна кредитна історія є обмеженою [18], [22]. Водночас частина досліджень пов'язує розвиток автоматизованого кредитного оцінювання не лише з управлінням ризиком, а й із розширенням фінансової інклюзії [18], [23].

Окремим структурним чинником є необхідність одночасно враховувати ризики та фінансову стійкість мікрофінансових установ. У дослідженнях, пов'язаних із ціноутворенням мікрокредитів, моделі кредитного ризику використовуються не лише для класифікації позичальників, а й для визначення умов кредитування, зокрема процентних ставок [12], [23]. У ширшому контексті управління портфелем ризиком концептуальні дослідження також наголошують на необхідності адаптації структури кредитного портфеля та умов кредитування до змін економічного середовища [16]. Таким чином, кредитний скоринг поступово

розглядається не ізольовано, а як один з елементів ширшої системи управління кредитним ризиком.

Підготовка даних, моделювання та операціоналізація кредитного скорингу.

Обмеженість і неоднорідність даних безпосередньо впливають на побудову моделей кредитного скорингу. Однією з найвиразніших методологічних проблем є дисбаланс класів, коли кількість спостережень дефолту істотно менша за кількість спостережень своєчасного погашення кредиту. Для подолання цієї проблеми застосовуються методи повторної вибірки, зокрема SMOTE, які дають змогу збільшити представленість менш численного класу під час навчання моделей [17]. У сільському мікрокредитуванні також використовуються адаптивні методи синтетичної генерації спостережень, зокрема ADASYN, спрямовані на покращення представлення менш численного класу та узагальнювальної здатності моделей [8].

Іншим напрямом підготовки даних є відбір і перетворення ознак. У дослідженнях кредитного ризику використовуються процедури вибору змінних і регуляризації, спрямовані на зменшення кількості ознак, послаблення мультиколінеарності та визначення найбільш інформативних показників [3]. Водночас дослідження сільського мікрокредитування демонструють, що в умовах обмеженої доступності даних простір ознак часто формується на основі відносно невеликої кількості фінансових і соціально-економічних характеристик позичальника [1], [9]. Отже, обмеженість даних впливає не лише на точність прогнозування, але й на саму структуру інформації, доступної моделі.

Розвиток моделей кредитного скорингу у фінальному корпусі характеризується поєднанням класичних статистичних методів, машинного навчання, нейромережових, нечітких, ансамблевих і гібридних підходів. Ранні дослідження вже демонстрували можливість застосування статистичного навчання для оцінювання кредитного ризику мікрофінансових установ, зокрема логістичної регресії, дискримінантного аналізу, дерев рішень, нейронних мереж і методів опорних векторів [10]. Подальші дослідження розширили цей підхід через безпосереднє використання машинного навчання для мікрокредитного скорингу та оцінювання кредитоспроможності позичальників [1], [2], [9].

У пізніших публікаціях фінального корпусу представлені ансамблеві та гібридні архітектури, які поєднують декілька алгоритмічних підходів з метою підвищення прогнозної здатності та стійкості моделей. Зокрема, застосування Random Forest, AdaBoost, Naïve Bayes та інших алгоритмів у поєднанні з методами повторної вибірки використовується для підвищення якості прогнозування дефолту в умовах дисбалансу класів [17]. У сільському мікрокредитуванні запропоновано гібридні ансамблеві архітектури, що поєднують різні механізми навчання для підвищення точності та узагальнювальної здатності моделей [8]. Саме гібридні підходи становлять найбільшу частину фінального корпусу.

Нейромережові моделі використовуються для відтворення нелінійних взаємозв'язків між характеристиками позичальника та кредитним ризиком. Зокрема, штучні нейронні мережі застосовуються для оцінювання ймовірності дефолту та підтримки ціноутворення мікрокредитів [12], тоді як BP neural network використовується для оцінювання кредитного ризику мікрофінансових компаній [22]. У цифровому кредитуванні машинне навчання також застосовується до великих масивів операційних даних, що демонструє можливість масштабування автоматизованого кредитного оцінювання за великої кількості короткострокових кредитних операцій [13].

Окремий напрям становлять нечіткі системи [26], [27]. Bennouna та Tkiouat [5] застосували нечітку логіку до кредитного скорингу мікрофінансових установ у Марокко, використовуючи правила та лінгвістичні змінні для представлення кредитного ризику в умовах невизначеності. На відміну від моделей, які намагаються повністю вивести закономірності з історичних даних, такий підхід дає змогу безпосередньо включати експертне знання у процес прийняття рішення. У контексті мікрофінансування ця властивість є особливо важливою через обмеженість історичних даних та наявність характеристик позичальника, які складно представити точними пороговими значеннями.

Важливо, що публікації фінального корпусу відрізняються не лише використаними моделями, а й цілями, для яких результати моделювання інтегруються у кредитний процес.

Поряд із прогнозуванням дефолту та оцінюванням кредитного ризику окремі дослідження розглядають диференціацію умов кредитування, підтримку рішень кредитних працівників, автоматизоване цифрове кредитування та управління портфельним ризиком [12], [13], [16], [17], [23]. Табл. 4 узагальнює цю подвійну траєкторію розвитку: з одного боку, ускладнення та комбінування алгоритмічних підходів, а з іншого – розширення функціонального призначення кредитного скорингу від прогнозування до підтримки та часткової автоматизації кредитних рішень.

Операціоналізація моделей у фінальному корпусі свідчить про те, що кредитний скоринг у частині досліджень не обмежується прогнозуванням бінарного результату кредитного рішення. Одним із напрямів є використання прогнозованої ймовірності дефолту для диференціації умов кредитування. У таких дослідженнях, як [12], [23] моделі штучного інтелекту пов'язуються з оптимізацією процентних ставок, що перетворює результати прогнозування ризику на інструмент підтримки цінкових рішень.

Інший напрям – використання моделей як засобу підтримки працівників мікрофінансових установ. У сільському мікrokредитуванні результати машинного навчання можуть доповнювати експертне оцінювання, а не повністю замінювати рішення кредитного працівника [1], [9]. Подібна логіка відповідає концепції human-in-the-loop, яку безпосередньо розглядає Karoui [17], де модель позиціонується як інструмент підтримки прийняття рішень, а не як повністю автономний механізм. Таким чином, у фінальному корпусі простежуються різні форми взаємодії людини та моделі: від використання моделі як інструменту для підтримки людського рішення до включення експертного знання в саму модель та організації human-in-the-loop на етапі прийняття рішення.

Таблиця 4. Алгоритмічна та функціональна еволюція кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту в мікрофінансуванні

Алгоритмічна еволюція	Представницькі підходи	Функціональна еволюція	Приклади операційного використання
Статистичні підходи	Логістична регресія; дискримінантний аналіз	Прогнозування	Оцінювання ймовірності дефолту та кредитного ризику
Підходи машинного навчання	Дерева рішень; SVM; Random Forest; AdaBoost	Підтримка прийняття рішень	Підтримка кредитних фахівців та кредитних рішень
Нейронні мережі	ANN; BP Neural Network	Ціноутворення та умови кредитування	Диференційовані процентні ставки та умови кредитування
Гібридні та ансамблеві архітектури	Поєднання декількох механізмів та/або моделей навчання	Автоматизація	Цифрове кредитування та високообсягові короткострокові позики

Джерело: розроблено автором

У цифровому кредитуванні, навпаки, автоматизація може бути значно вищою. Дослідження [13] демонструє використання машинного навчання для автоматизованої класифікації позичальників у системі *airtime lending*, де масштаб і швидкість операцій обмежують можливість індивідуального ручного оцінювання. Таким чином, операціоналізація моделей залежить від конкретного середовища кредитування: від підтримки рішення кредитного працівника в традиційному мікрофінансуванні до високого ступеня автоматизації в цифровому кредитуванні.

Питання інтерпретованості також поступово інтегрується в операціоналізацію моделей. У фінальному корпусі 7 досліджень використовують внутрішньо інтерпретовані моделі, у 5 публікаціях не ідентифіковано чіткого підходу до інтерпретованості, а 2 застосовують методи постфактум-інтерпретації. Обидві публікації, у яких безпосередньо зазначено використання XAI, належать до останньої категорії. Зокрема, Antar et al. [3] використовує SHAP, LIME та аналіз часткової залежності для пояснення результатів складних моделей кредитного ризику. Отже, хоча питання пояснюваності вже представлене в окремих системах

кредитного оцінювання, явне застосування ХАІ залишається обмеженим у фінальному корпусі.

Методологічні суперечності та прогалини. Конфігуративний синтез показує, що еволюція підходів до моделювання кредитного скорингу не розв'язує фундаментальних методологічних суперечностей, пов'язаних із якістю даних, прогнозною здатністю, інтерпретованістю та операційною адаптацією моделей. Найвиразнішою є суперечність між прагненням підвищити прогнозну здатність моделі та потребою зберегти її інтерпретованість. Статистичні та простіші структурно моделі забезпечують відносно зрозумілу логіку прийняття рішення, однак можуть мати обмежену здатність відтворювати складні нелінійні взаємозв'язки. Натомість ансамблеві, нейромережеві та гібридні моделі дають змогу підвищувати прогнозну здатність, але ускладнюють інтерпретацію механізму, через який формується конкретний результат [8], [10], [17].

Ця суперечність набуває особливого значення в мікрофінансуванні, де кредитне рішення може ґрунтуватися на обмеженій та нестабільній інформації. У такому середовищі підвищення складності моделі не обов'язково означає пропорційне підвищення якості рішення. За змін у структурі даних та недостатньої кількості історичних спостережень прогнозна здатність моделі може не зберігатися поза межами вибірки, на якій вона була розроблена. Дослідження, присвячені дисбалансу класів та застосуванню методів повторної вибірки, демонструють, що значна частина методологічних зусиль спрямовується не лише на вибір алгоритму, але й на адаптацію даних до вимог моделі [8], [17].

Іншою методологічною суперечністю є протиставлення інтерпретованості та автоматизації ухвалення кредитних рішень. Використання складних моделей створює потребу в додаткових процедурах для пояснення результатів. Однак методи постфактум-інтерпретації, такі як SHAP і LIME, пояснюють уже сформований результат моделі, а не змінюють її внутрішню логіку. Тому вони не повністю усувають структурну проблему непрозорості складних моделей. Для кредитних рішень це має особливе значення, оскільки пояснення повинно бути не лише технічно можливим, але й достатньо стабільним, зрозумілим та придатним для обґрунтування рішення перед кредитним працівником, позичальником або регулятором [3].

Третя проблема пов'язана з якістю та відтворюваністю даних. Хоча 9 із 14 публікацій містять інформацію про використані набори даних, у 5 дослідженнях інформація про дані не представлена достатньо чітко. Для конфігуративного синтезу це має принципове значення, оскільки прогнозна ефективність моделей залежить не лише від алгоритму, а й від характеристик вибірки, способу формування ознак, співвідношення класів і особливостей кредитного портфеля. Отже, пряме порівняння результатів різних моделей без урахування відмінностей у даних може створювати хибне уявлення про переваги певного алгоритмічного підходу.

Окремою проблемою залишається адаптація моделей до змін у поведінці позичальників та умовах кредитування. Для окремих мікрофінансових та цифрових кредитних систем короткі кредитні цикли, швидке оновлення портфеля та зміни соціально-економічних характеристик позичальників можуть ускладнювати підтримання стабільності моделей. За таких умов модель, оцінена на історичних даних, не обов'язково зберігає однакову прогнозну здатність у майбутньому. Тому перспективним напрямом є не лише підвищення точності окремої моделі, а й дослідження її стабільності, потреби в перекалібруванні та здатності адаптуватися до змін у розподілі даних.

Водночас фінальний корпус демонструє, що питання невизначеності ще не отримало однозначного методологічного вирішення. Нечіткий підхід Benouna та Tkouat [5] показує можливість представлення частково визначених характеристик позичальника через лінгвістичні правила та градуйовані межі для ухвалення рішень. Це особливо цікаво для мікрофінансування, де інформація про доходи, платоспроможність або стабільність діяльності позичальника може бути неповною або неоднозначною. Однак наявність лише

одного дослідження нечіткої логіки у фінальному корпусі не дає підстав розглядати її як домінуючий або вже доведений кращий підхід. Швидше, це дослідження окреслює можливий напрям подальшого вивчення моделей, здатних поєднувати обчислювальну ефективність із представленням невизначеності та експертного знання.

У цілому, конфігуративний синтез дозволяє розглядати кредитний скоринг у мікрофінансуванні не лише як задачу прогнозування дефолту, а й як ширшу систему підтримки кредитного рішення. У фінальному корпусі простежується розвиток підходів від застосування окремих статистичних і машинно-навчальних моделей до ансамблевих та гібридних систем, розроблення яких супроводжується розширенням уваги до підготовки даних, пояснення результатів, ціноутворення та практичного прийняття кредитних рішень [2], [10], [17], [23]. Водночас цей розвиток не усуває обмежень, зумовлених дефіцитом даних, неоднорідністю позичальників, нестабільністю середовища та необхідністю пояснювати автоматизовані рішення. Саме тому подальший розвиток кредитного скорингу в мікрофінансуванні потребує одночасного врахування прогнозової здатності моделей, якості та стабільності даних, інтерпретованості результатів і можливості практичного використання моделей у конкретному інституційному середовищі.

Висновки. Проведений систематичний огляд літератури із конфігуративним синтезом 14 публікацій показав, що розвиток кредитного скорингу із застосуванням штучного інтелекту в мікрофінансуванні визначається не лише прагненням підвищити прогнозну здатність моделей, а насамперед структурними та інформаційними обмеженнями самого середовища кредитування. Обмежена доступність кредитної історії, інформаційна асиметрія, неоднорідність позичальників, неформальність економічної діяльності та обмежена якість даних формують специфічні вимоги до побудови моделей та їх практичного використання.

Відповідно до першого дослідницького питання, кредитний скоринг у мікрофінансуванні розвивається в умовах дефіциту стандартизованої інформації про позичальника, що підвищує значення альтернативних операційних даних, процедур підготовки даних та методів, здатних працювати з неповною або неоднорідною інформацією. Цифровізація та розвиток фінтех-кредитування розширюють інформаційну базу для автоматизованого оцінювання, однак не усувають проблем із якістю, стабільністю та репрезентативністю даних.

Відповідно до другого дослідницького питання, у фінальному корпусі простежується розвиток підходів від статистичного моделювання та окремих методів машинного навчання до нейромережових, ансамблевих і гібридних архітектур. Водночас еволюція стосується не лише алгоритмічної складності моделей. Результати їх застосування дедалі частіше інтегруються у ширші процеси прийняття кредитних рішень, зокрема диференціацію умов кредитування, підтримку рішень кредитних працівників та автоматизоване цифрове кредитування. Це дає підстави розглядати розвиток кредитного скорингу як поступове розширення його функцій – від прогнозування кредитного ризику до підтримки ухвалення рішень, а не як однозначний перехід до повністю автоматизованого кредитування.

Відповідаючи на третє дослідницьке питання, конфігуративний синтез виявив кілька взаємопов'язаних методологічних суперечностей, що залишаються нерозв'язаними, а також низку незаповнених прогалів. Підвищення складності моделей може супроводжуватися зниженням їхньої прозорості, тоді як методи постфактум-інтерпретації лише частково відповідають на проблему пояснюваності. Обмеженість і нестабільність даних також ставлять під сумнів можливість прямого перенесення результатів між різними кредитними портфелями та часовими періодами. Окремою прогалиною залишається недостатня увага до стабільності моделей та їх адаптації до змін у поведінці позичальників і кредитному середовищі. Нечітка логіка, представлена у фінальному корпусі лише одним дослідженням, окреслює перспективний, але поки що недостатньо досліджений напрям роботи з невизначеністю та експертним знанням.

Отже, відповідь на головне дослідницьке питання полягає в тому, що дефіцит даних, неоднорідність позичальників та невизначеність впливають не лише на прогнозування, а й на вибір методів підготовки даних, архітектуру моделей, способи пояснення їхніх результатів та форми практичної операціоналізації. Розвиток штучного інтелекту розширює можливості кредитного скорингу, але не усуває фундаментальних обмежень мікрофінансового середовища. Тому перспективним напрямом подальших досліджень є розроблення та порівняння моделей, які одночасно враховують прогнозну здатність, якість і стабільність даних, інтерпретованість результатів, представлення невизначеності та придатність до практичного використання в конкретному інституційному контексті.

Конфлікт інтересів: Автор декларує, що не має конфлікту інтересів, зокрема фінансового, особистого, авторського чи будь-якого іншого характеру, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, опубліковані в цій статті

Фінансування: Дослідження проводилося без фінансової підтримки

Доступність даних: Усі дані доступні в цифровій або графічній формі в основному тексті рукопису

Використання засобів штучного інтелекту (ШІ): Автор підтверджує, що не застосовував інструментальні засоби ШІ для написання цієї роботи

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Alzamora, G. S., Aceituno-Rojo, M. R. & Condori-Alejo, H. I. “An assertive machine learning model for rural micro credit assessment in Peru”. *Procedia Computer Science*. 2022; 202: 301–306, <https://www.scopus.com/pages/publications/85132187912>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.04.040>.
2. Ampountolas, A., Nde, T. N., Date, P. & Constantinescu, C. “A machine learning approach for micro-credit scoring”. *Risks*. 2021; 9 (3): 50, <https://www.scopus.com/pages/publications/85103135235>. DOI: <https://doi.org/10.3390/risks9030050>.
3. Antar, M., Hassan, R. & Barka, D. “From Black Box to clarity: machine learning and agnostic techniques in credit risk management”. *Journal of Corporate Accounting & Finance*. 2026; 37 (2): 84–98, <https://www.scopus.com/pages/publications/105022456659>. DOI: <https://doi.org/10.1002/jcaf.70020>.
4. Baesens, B., Van Vlasselaer, V. & Verbeke, W. “Fraud analytics using descriptive, predictive, and social network techniques”. *Wiley*. 2016. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119146841>.
5. Bennouna, G. & Tkouat, M. “Fuzzy logic approach applied to credit scoring for microfinance in Morocco”. *Procedia Computer Science*. 2018; 127: 274–283, <https://www.scopus.com/pages/publications/85045675678>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.123>.
6. Booth, A., Sutton, A. & Papaioannou, D. “Systematic approaches to a successful literature review”. 2nd ed. *SAGE Publications*. 2016. – Available from: https://www.researchgate.net/profile/Andrew-Booth-2/publication/235930866_Systematic_Approaches_to_a_Successful_Literature-Review/links/5da06c7f45851553ff8705fa/Systematic-Approaches-to-a-Successful-Literature-Review.pdf.
7. Burnham, J. F. “Scopus database: A review”. *Biomedical Digital Libraries*. 2006; 3 (1): 1, <https://www.scopus.com/pages/publications/33645532461>. DOI: <https://doi.org/10.1186/1742-5581-3-1>.
8. Chai, N., Abedin, M. Z., Yang, L. & Shi, B. F. “Farmers’ credit risk evaluation with an explainable hybrid ensemble approach: A closer look in microfinance”. *Pacific-Basin Finance Journal*. 2025; 89: 102612, <https://www.scopus.com/pages/publications/85210995399>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2024.102612>.
9. Condori-Alejo, H. I., Aceituno-Rojo, M. R. & Alzamora, G. S. “Rural micro credit assessment using machine learning in a Peruvian Microfinance Institution”. *Procedia Computer*

Science. 2021; 187: 408–413, <https://www.scopus.com/pages/publications/85112562745>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.04.117>.

10. Cubiles-De-La-Vega, M.-D., Blanco-Oliver, A., Pino-Mejías, R. & Lara-Rubio, J. “Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on statistical learning techniques”. *Expert Systems with Applications*. 2013; 40 (17): 6910–6917, <https://www.scopus.com/pages/publications/84880518071>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.06.031>.

11. Denyer, D. & Tranfield, D. “Producing a Systematic Review”. In *Buchanan, D. A. & Bryman, A. (Eds.), The SAGE Handbook of Organizational Research Methods*. SAGE Publications. 2009; 671–689. – Available from: <https://www.scribd.com/document/628036799/Denyer-and-Tranfield-2009-Producing-a-Systematic-Review>.

12. Durango-Gutiérrez, P., Lara-Rubio, J., Navarro-Galera, A. & Buendía-Carrillo, D. “Microcredit pricing model for microfinance institutions under Basel III banking regulations”. *International Journal of Financial Studies*. 2024; 12 (3): 88, <https://www.scopus.com/pages/publications/85205057366>. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs12030088>.

13. Dushimimana, B., Wambui, Y., Lubega, T. & McSharry, P. E. “Use of machine learning techniques to create a credit score model for airtime loans”. *Journal of Risk and Financial Management*. 2020; 13 (8): 180, <https://www.scopus.com/pages/publications/85091813580>. DOI: <https://doi.org/10.3390/jrfm13080180>.

14. Gough, D., Oliver, S. & Thomas, J. “An Introduction to Systematic Reviews”. 2nd ed. SAGE UK. 2017. – Available from: <https://uk.sagepub.com/en-gb/eur/an-introduction-to-systematic-reviews/book245742>.

15. Gough, D., Thomas, J. & Oliver, S. “Clarifying differences between review designs and methods”. *Systematic Reviews*. 2012; 1: 28, <https://www.scopus.com/pages/publications/84867851176>. DOI: <https://doi.org/10.1186/2046-4053-1-28>.

16. Hazarika, I., Saoji, S., Bhandari, R. B., Jorvekar, G., Rao, P. H. & Porwal, T. “Mapping resilience pathways: A conceptual framework for portfolio risk management in microenterprise lending during economic shocks”. *Enterprise Development and Microfinance*. 2025; 35 (1): 1–20, <https://www.scopus.com/pages/publications/105015181920>. DOI: <https://doi.org/10.3362/edm.v35i1.5>.

17. Karoui, C. “AI-enabled hybrid ensemble learning for imbalanced credit risk prediction: A human-in-the-loop decision support framework”. *Journal of Project Management*. 2026; 11 (2): 449–456, <https://www.scopus.com/pages/publications/105033899319>. DOI: <https://doi.org/10.5267/j.jpm.2026.2.003>.

18. Khatri, A., Alvi, A. M., Mariyum, S. S., Zhang, X., Bhandari, R. B. & Patil, B. K. “AI-driven credit scoring in microfinance: Enhancing financial inclusion for SDG 5 and SDG 10”. *Enterprise Development and Microfinance*. 2025; 35 (2): 164–177, <https://www.scopus.com/pages/publications/105030718853>. DOI: <https://doi.org/10.3362/edm.v35i2.565>.

19. Kitchenham, B. & Charters, S. “Guidelines for Performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering”. *EBSE Technical Report. Version 2.3*. 2007. – Available from: https://www.researchgate.net/publication/302924724_Guidelines_for_performing_Systematic_Literature_Reviews_in_Software_Engineering.

20. Komleva, N. O. “Comparative analysis of approaches to uncertainty modeling in diagnostic systems”. *Informatics. Culture. Technology*. 2025; 2 (2): 329–335. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.50>.

21. 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; 247 (1): 124–136, <https://www.scopus.com/pages/publications/84937523151>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030>.

22. Lu, H. “Empirical test of credit risk assessment of microfinance companies based on BP Neural Network”. *International Journal of Information Technologies and Systems Approach*. 2023;

16 (3): 1–14, <https://www.scopus.com/pages/publications/85168095277>. DOI: <https://doi.org/10.4018/IJITSA.326054>.

23. Martín-Schubert, A., Lara-Rubio, J. & Navarro-Galera, A. “Promoting Financial Inclusion by Optimising Financial Interest Rates Based on Artificial Intelligence in Microfinance Institutions”. *International Journal of Financial Studies*. 2025; 13 (4): 237, <https://www.scopus.com/pages/publications/105025821702>. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs13040237>.

24. Mongeon, P. & Paul-Hus, A. “The journal coverage of Web of Science and Scopus: A comparative analysis”. *Scientometrics*. 2016; 106: 213–228, <https://www.scopus.com/pages/publications/84954384742>. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11192-015-1765-5>.

25. Okoli, C. “A guide to conducting a standalone systematic literature review”. *Communications of the Association for Information Systems*. 2015; 37 (43): 879–910, <https://www.scopus.com/pages/publications/84948736579>. DOI: <https://doi.org/10.17705/1CAIS.03743>.

26. Popovskiy, S. V., & Volkov, V. E. “A hybrid fuzzy-logic clustering framework for transparent credit risk assessment in microfinance lending”. *Applied Aspects of Information Technology*. 2026; 9 (3): 431–450. DOI: <https://doi.org/10.15276/aait.09.2026.29>.

27. Popovskiy, S. V., & Volkov, V. E. “Application of fuzzy logic as an alternative to classical approaches in automated decision-making systems of credit organizations”. *Informatics. Culture. Technology*. 2025; 2 (2): 249–257. DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.38>.

28. Prancutė, R. “Web of Science (WoS) and Scopus: The titans of bibliographic information in today’s academic world”. *Publications*. 2021; 9 (1): 12, <https://www.scopus.com/pages/publications/85102938510>. DOI: <https://doi.org/10.3390/publications9010012>.

29. Snyder, H. “Literature review as a research methodology: An overview and guidelines”. *Journal of Business Research*. 2019; 104: 333–339, <https://www.scopus.com/pages/publications/85069969175>. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>.

30. Torraco, R. J. “Writing integrative literature reviews: Guidelines and examples”. *Human Resource Development Review*. 2005; 4 (3): 356–367, <https://www.scopus.com/pages/publications/84992782655>. DOI: <https://doi.org/10.1177/1534484305278283>.

31. Visser, M., van Eck, N. J. & Waltman, L. “Large-scale comparison of bibliographic data sources: Scopus, Web of Science, Dimensions, Crossref, and Microsoft Academic”. *Quantitative Science Studies*. 2021; 2 (1): 20–41, <https://www.scopus.com/pages/publications/85117844104>. DOI: https://doi.org/10.1162/qss_a_00112.

32. Watson, R. T. & Webster, J. “Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review a roadmap for release 2.0”. *Journal of Decision Systems*. 2020; 29 (3): 129–147, <https://www.scopus.com/pages/publications/85088821578>. DOI: <https://doi.org/10.1080/12460125.2020.1798591>.

Отримано 03.09.2026

Отримано після перегляду 05.10.2026

Прийнято 12.10.2026

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.03.2026.60>

UDC 004.8:336.77

From prediction to decision support: the evolution of AI-driven credit scoring in microfinance

Serhii V. Popovskiy

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4305-0089>; serhiipopovskiy1988@gmail.com

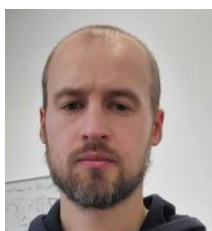
Odesa I. I. Mechnikov National University, 2, Vsevoloda Zmiiienka St. Odesa, 65082, Ukraine

ABSTRACT

The article examines the evolution of artificial intelligence-driven credit scoring in microfinance, where limited availability of credit histories, information asymmetry, borrower heterogeneity, informality of economic activity, and data instability complicate credit risk assessment. The development of machine-learning, neural-network, ensemble, and hybrid models expands the possibilities for automated prediction, while simultaneously increasing requirements for data quality, interpretability, and the practical usefulness of results. The aim of the study is to systematize and configuratively synthesize research on artificial intelligence-driven credit scoring in microfinance, identify the structural and informational conditions of its development, trace the evolution of modeling approaches and their operationalization, and outline methodological gaps and interrelated unresolved trade-offs. The methodological basis is a systematic literature review with configurative thematic synthesis. The analysis was structured around three analytical categories and five dimensions: structural conditions and data; data preparation and feature construction; modeling; explainability and responsible use of artificial intelligence; and model implementation and outcomes. The results show a predominance of hybrid approaches, limited representation of explainable artificial intelligence, and substantially less attention to data preparation and feature-space construction. In some studies, credit scoring extends beyond default prediction to differentiating lending conditions, supporting credit officers' decisions, and automated digital lending. Methodological gaps and unresolved trade-offs remain in predictive performance, transparency, data quality and stability, and practical model adaptation. The analysis demonstrates that artificial intelligence expands the capabilities of credit scoring but does not eliminate the constraints of the microfinance environment; further research should jointly consider predictive performance, data stability, interpretability, uncertainty, and the practical usefulness of models.

Keywords: Credit scoring; artificial intelligence; machine learning; microfinance; credit risk; decision support; explainable artificial intelligence; systematic literature review; configurative synthesis

ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРА



Поповський Сергій Валерійович - аспірант кафедри Механіки, автоматизації та інформаційних технологій. Одеський національний університет імені І.І. Мечникова, Всеволода Змієнка, 2, Одеса, 65082, Україна
Галузь досліджень: кредитний скоринг; аналіз даних; машинне навчання

Serhii V. Popovskiy - Postgraduate Student, Department of Mechanics, Automation and Information Technology. Odesa I.I. Mechnikov National University, 2, Vsevoloda Zmilenka St. Odesa, 65082, Ukraine
ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4305-0089>; serhiipopovskiy1988@gmail.com
Research field: Credit scoring; data science; machine learning