

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.38>

УДК:004.94+336.77

Використання нечіткої логіки як альтернативи класичним підходам в системі автоматизованого прийняття рішень кредитних організацій

Поповський Сергій Валерійович¹⁾

Аспірант каф. Механіки, автоматизації та інформаційних технологій
ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4305-0089>; serhiipopovskiy1988@gmail.com

Волков Віктор Едуардович¹⁾

Д-р техніч/ наук, професор каф. Механіки, автоматизації та інформаційних технологій
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3990-8126>; viktor@te.net.ua. ScopusAuthor ID: 57220703810

¹⁾Одеський національний університет імені І. І. Мечникова, Всеволода Змієнка, 2. Одеса, 65082, Україна

АНОТАЦІЯ

В Україні банки та фінансові компанії активно переходять на цифрові технології, що дає шанс впровадити нові способи ухвалення рішень. Це може зробити кредитування більш прибутковим, не втрачаючи контроль над ризиками. Автоматизовані системи стали важливою частиною кредитної діяльності, допомагаючи фінансовим організаціям обробляти значний обсяг кредитних заявок майже без участі людей за лічені секунди. Але звичайні математичні моделі не завжди підходять, оскільки їм важко врахувати всі нюанси кредитування та непередбачуваність фінансового ринку. Дана робота присвячена застосуванню нечіткої логіки для оцінювання кредитоспроможності на прикладі мікрофінансової організації. Нечітка логіка – це дієвий спосіб зробити автоматизовані рішення точнішими та кращими, коли не вистачає інформації або є невизначеність. Дослідження показують, що системи на основі нечіткої логіки мають певні плюси у порівнянні зі звичайними методами, особливо коли потрібно враховувати якісні фактори та працювати з мовними змінними. Головна перевага нечіткої логіки в автоматизованій оцінці кредитів – це можливість перетворити невизначеність та думки експертів на зрозумілі правила, що робить модель більш стійкою до неточностей, браку даних та прихованої інформації, порівняно з класичними статистичними підходами, які більш вимогливі до даних та менш гнучкі у сумнівних ситуаціях. Релевантність цього дослідження додатково підсилюється регуляторними викликами, з якими стикаються українські фінансові установи останніми роками. Впровадження стандартів IFRS 9 та поетапне наближення до вимог Basel III створюють потребу у більш складних моделях оцінки очікуваних кредитних збитків (ECL) та підвищують вимоги до пояснюваності алгоритмічних рішень у кредитуванні. Національний банк України посилює контроль за якістю ризик-моделей, що використовуються у фінансовому секторі для розрахунку резервів та прийняття кредитних рішень. Зазначені фактори підкреслюють важливість розробки методів, які поєднують статистичну точність з регуляторною прозорістю.

Ключові слова: комп'ютерне моделювання; кредитний ризик; кредитний скоринг; нечітка логіка; мікрофінансові організації; кредитоспроможність; споживче кредитування

Актуальність. Актуальність теми полягає в тому, що кредитним організаціям потрібні точні та зрозумілі рішення, особливо в періоди, коли навколишнє середовище та економічний фон швидко змінюється, а історичні дані про попередні «хороші» і «погані» кредити (в аналогічних умовах) відсутні або їх обсяг недостатній (наприклад, під час пандемії або війни). Український фінансовий ринок з 2019 року (епідемія COVID-19) постійно переживає стреси, тому звичайні способи оцінки позичальників зазнають складнощів і потребують додаткових зусиль і інструментів. Для кредитування широких верств населення застосування нечітких систем може допомогти зрозуміло визначити правила відбору, оцінити важливість характеристик різної природи, як то грошових потоків або ж поведінкових показників. Окрім того позитивний внесок від їх застосування може мати вплив на дотримання вимог і обґрунтування кредитних рішень чи лімітів. Це важливо для захисту як прав споживачів, оскільки забезпечує соціальну справедливість у доступі до кредитних ресурсів, так і з точки зору контролюючих органів при цьому такі системи досить точні, навіть, якщо позичальники поведуться непередбачувано або відбуваються зміни зовнішніх умов.

Мета дослідження – розробити і валідно обґрунтувати методологію застосування нечіткої логіки для підвищення якості, пояснюваності та комплаєнсу автоматизованих кредитних рішень в умовах невизначеності даних та регуляторних вимог. Це в свою чергу вимагає побудови інтерпретованої нечіткої моделі (правила, функції належності, механізм

This is an open access article under the CC BY license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.uk>)

виведення), що стабільно класифікує позичальників і масштабується на різні сегменти клієнтів та кредитні продукти.

В якості проміжних кроків або результатів дослідження варто виокремити:

- синтез дизайну нечітких множин і правил для ключових фінансово-поведінкових ознак, включно з лінгвістичними змінними та експертними оцінками;
- побудову протоколу валідації (AUC/KS/GINI, стабільність, чутливість до шуму, дрейф даних) та моніторинг з метриками пояснюваності й справедливості;
- створення референтного фреймворку впровадження: від підготовки ознак і проектування функцій належності до деплойменту, тестів та операційного моніторингу;
- формалізацію пояснюваності рішень з відображенням внеску критеріїв і правил для аудиту, валідації та комунікації з клієнтами та наглядом.

В якості кінцевого результату необхідно досягти економічного ефекту на реальних або наближених до промислових даних: зниження рівня неповернень(дефолту) при заданому рівні прийняття, скорочення часу погодження моделей і витрат на валідацію. Перевірити, чи краще нечітка логіка за порогові/суто статистичні підходи обробляє невизначені та якісні ознаки, зберігаючи прозорість та стабільність рішень.

Початковою точкою прикладання зусиль обрано задачу визначення кредитоспроможності позичальника на базі даних фінансової компанії з тривалим часом роботи на українському ринку фінансових послуг. Наявність історичні даних з обслуговування кредитів в даній задачі критично необхідна умова для можливості побудови оцінок і моделей спираючись на вже відомі приклади.

Ціль фінансової компанії в цій задачі – отримати АСПР (Автоматизовану Систему Прийняття Рішень), для керування кредитним ризиком в розрізі окремої кредитної заявки. АСПР – це інструмент, який дозволить:

- підвищити якість та швидкість прийняття кредитних рішень (зменшити рівень неповернень при заданому рівні погодження кредитних заявок);
- виключити помилки та зловживання, пов'язані із людським фактором;
- забезпечити можливості швидкого впровадження змін та калібрування в систему прийняття рішень;
- сприяти можливості застосування принципів А/В-тестування для ризикових стратегій;
- надати можливість опрацьовувати значну кількість заявок зі збереженням високої точності визначення кредитних ризиків завдяки можливості масштабування СПР.

Пошук додаткових можливостей та шляхів покращення системи прийняття рішень викликаний тим, що класичні моделі (логістична регресія, дерева рішень і т.п.) вимагають чистих, добре структурованих даних і чітких порогів, гірше відтворюють нелінійні та нечіткі залежності, а також часто страждають у ситуаціях дисбалансу класів та нечітких кордонів між «дефолтом» і «нормою», часто виявляються недостатньо гнучкими для врахування всієї складності кредитних відносин та невизначеності, що притаманна фінансовому ринку. В свою чергу нечіткі системи можуть поєднувати кілька джерел невизначеності, агрегувати суперечливі сигнали й видавати градуйовані оцінки ризику замість жорстких бінарних рішень, що підвищує якість граничних рішень у «сірих» зонах.

В даному матеріалі є декілька розділів, кожен з яких розкриває поступовий перехід від оцінки позичальника базуючись на класичному скорингу до альтернативного варіанту із застосуванням нечіткої логіки.

Кредитний скоринг. Кредитний скоринг [1] – метод статистичного моделювання для оцінювання позичальників та їх заявок, визначення їх кредитоспроможності та рівня кредитного ризику на основі кредитної історії, соціально-демографічних характеристик та інших показників.

Кредитний скоринг визначають як застосування статистичних моделей для прогнозу ймовірності дефолту (протермінування) та ранжування заявників за ризиком, зазвичай у вигляді числового балу: вищий бал – нижчий ризик неплатежу. Скорингові бали

використовують для прийняття рішень (погодження або відмова), встановлення ставок і лімітів у рамках risk-based pricing [2].

Наукове підґрунтя кредитного скорингу закладено дискримінантним аналізом Р. Фішера [3], який згодом було адаптовано до поділу «хороших» і «поганих» позик (Durand, 1941) та стало основою ранніх скорингових методів. Комерційне впровадження прискорили перші скоринг-системи Fair & Isaac у 1958 році, що зменшували прострочки на 20-30 % або дозволяли наростити обсяги за сталого рівня ризику. Для корпоративного ризику знаковою стала модель Altman Z-score (1968), що застосувала дискримінантний аналіз для прогнозу банкрутства за фінансовими коефіцієнтами і започаткувала традицію багатофакторних моделей дефолту.

Головний принцип кредитного скорингу це екстраполяція виявлених у історичних даних закономірностей та патернів поведінки на нові заявки, іншими словами - оцінка ризику поточної угоди за статистичними патернами минулої поведінки позичальників за умови збереження умов кредитування і зовнішніх факторів. Це неперервний процес, який потребує постійного оновлення (рис. 1)

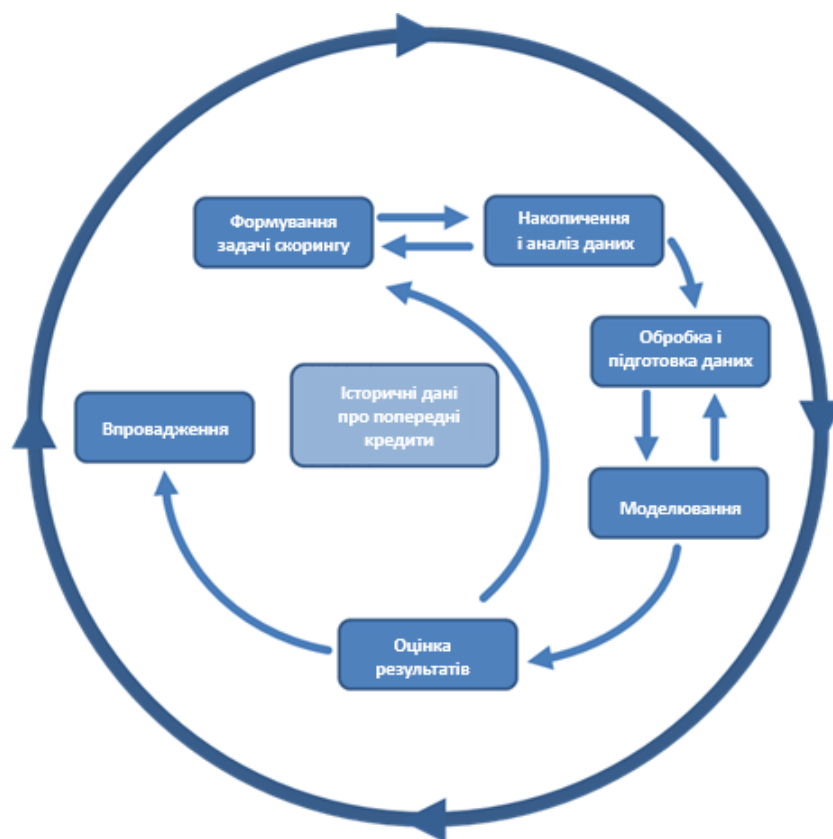


Рис 1. Етапи розробки і впровадження кредитного скорингу

Нечітка логіка. Нечітка логіка – це узагальнення класичної логіки і теорії множин, у якій належність елементів до множин описується не бінарно $\{0;1\}$, а ступенем належності у діапазоні $[0;1]$, що дозволяє формалізувати «розмиті» лінгвістичні поняття на кшталт «низький дохід» чи «високий ризик» і виконувати над ними логічні операції та виведення правил типу «якщо-то». Основи заклав Лотфі Заде [4], після чого підхід швидко розвинувся у напрямках лінгвістичних змінних, систем керування та інтелектуальних систем для роботи з невизначеністю і неточними знаннями.

В табл. 1 наведено ключові методи класичного підходу до вирішення задач кредитного скорингу, а також методи нечіткої логіки, їх переваги та недоліки.

Таблиця 1. Порівняння класичних методів скорингу і нечіткої логіки

Критерії	Класичні методи	Нечітка логіка
Методи	Логістична регресія. Дерева рішень. Дискримінантний аналіз. Нейронні мережі.	FG-Logit. ANFIS. Нечіткі правила.
Переваги	Математична строгість та об'єктивність. Широка апробація у банківській практиці. Чіткі числові результати. Простота інтерпретації коефіцієнтів. Високий рівень автоматизації.	Врахування невизначеності та неточності. Можливість обробки якісної інформації. Інтеграція експертних знань. Гнучкість у визначенні критеріїв. Кращі результати при складних, нелінійних зв'язках.
Недоліки	Припущення про лінійні зв'язки між змінними. Чутливість до викидів у даних. Неможливість обробки якісної інформації. Обмежена гнучкість у врахуванні експертних знань. Нестабільність при неповних даних.	Суб'єктивність у визначенні функцій приналежності. Складність налаштування системи. Потреба у кваліфікованих спеціалістах. Вищі вимоги до обчислювальних ресурсів. Менший рівень стандартизації.

Математичне забезпечення системи підтримки прийняття рішень[5] на базі нечіткої логіки будується у 6 кроків.

1. Фазифікація. Визначення лінгвістичних змінних. Побудова функцій належності $\mu(x)$ для кожного терма (низький, середній, високий)
2. Формування бази правил. Створення IF-THEN правил. Експертне або автоматичне навчання і визначення ваг правил.
3. Нечітке логічне виведення. Агрегація результатів усіх активних правил.
4. Дефазифікація. Вибір методу перетворення у чіткі значення і нормалізація результату.
5. Калібрування та валідація. Налаштування параметрів функцій належності на навчальній вибірці. Перевірка якості моделі (AUC, KS, Gini, точність класифікації)
6. Інтеграція у систему прийняття рішень. Визначення порогових значень.

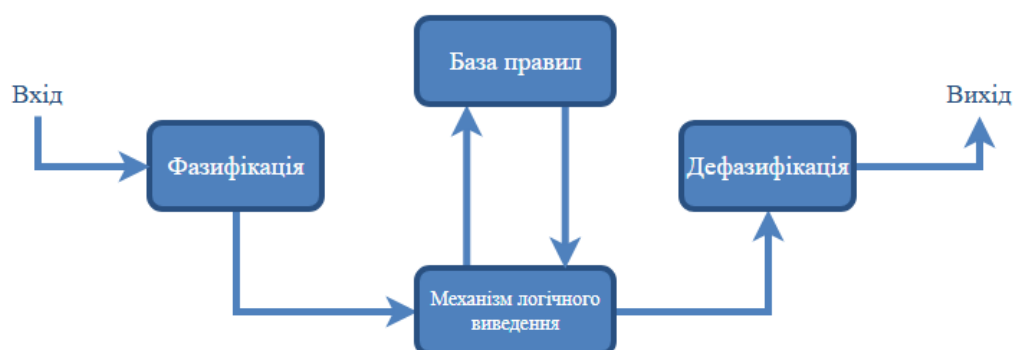


Рис 2. Система нечіткої логіки

Опис експерименту застосування нечіткої логіки в задачі кредитного скорингу. Вхідними даними для опрацювання зазначеного підходу буде виступати інформація від

мікрофінансової організації (проводить свою діяльність на території України) по кредитах виданим у 2024 році.

В якості незалежних змінних, які використовуються для ілюстрації перших кроків обрані:

- рейтинговий бал позичальника з кредитного бюро – інтегральний показник якості кредитної історії ;
- активність використання користувачем сайту/додатку кредитної організація – кількість авторизацій протягом фіксованого періоду часу ;
- середня тривалість кредитів позичальника, які надані кредитною організацією в попередньому році на момент аналізу кредитної заявки.

Залежною змінною виступає ознака наявності суттєвої заборгованості, іншими словами невиконання зобов'язань по кредиту або дефолт (1 – прострочка відсутня, а 0 – присутня ознака невиконання зобов'язань, дефолт) [6].

Розглянемо приклад переходу до нечіткої логіки для наведених змінних.

Параметр 1. Рейтинговий бал з кредитного бюро. Наведені нижче зображення демонструють розподіл кредитних заявок, які аналізуються, по значенням змінної «Рейтинговий бал» (рис. 3). Варто зазначити, що концентрація в значенні «0» викликана відсутністю кредитної історії (на момент розгляду заявки на кредит) у певної групи позичальників.

На рис.4 зображене середнє значення цільової змінної, а також характеристична функція.

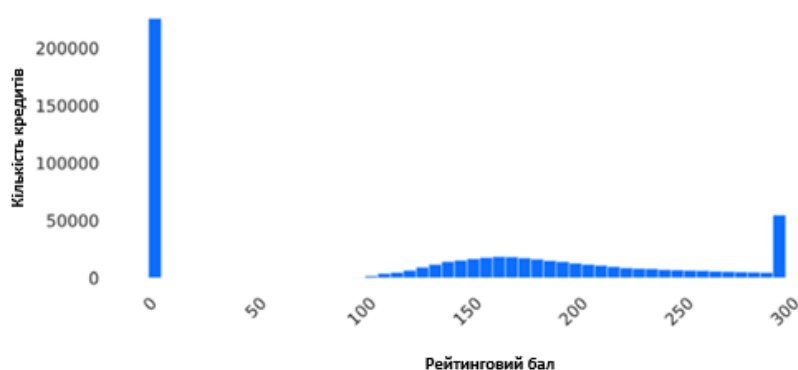


Рис 3. Рейтинговий бал, розподіл

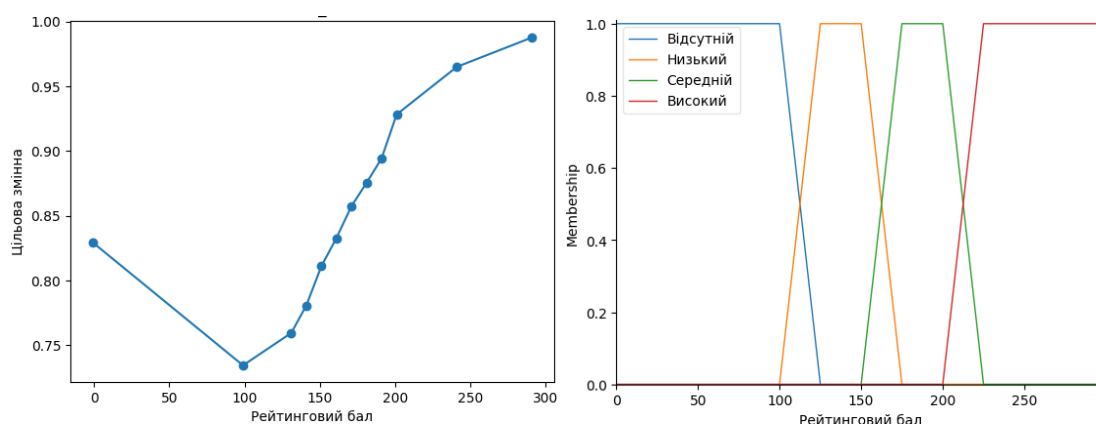


Рис 4. Рейтинговий бал, цільова змінна і характеристична функція

Параметр 2. Активність використання. Розподіл значень параметру «Активність використання» зображена на рис. 5. Концентрація кредитів зі значенням «0» пояснюється

«новими» клієнтами, які ще не користувалися сервісом. На рис.6 зображене середнє значення цільової змінної, а також характеристична функція для даного параметра.

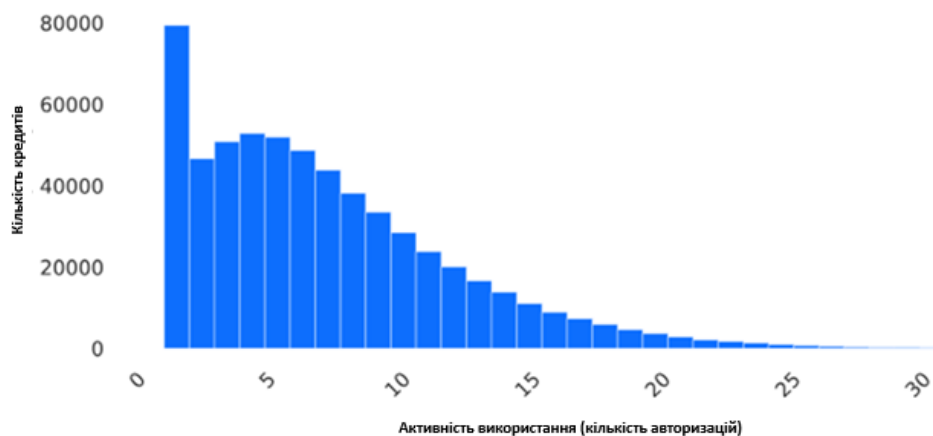


Рис 5. Активність використання, розподіл

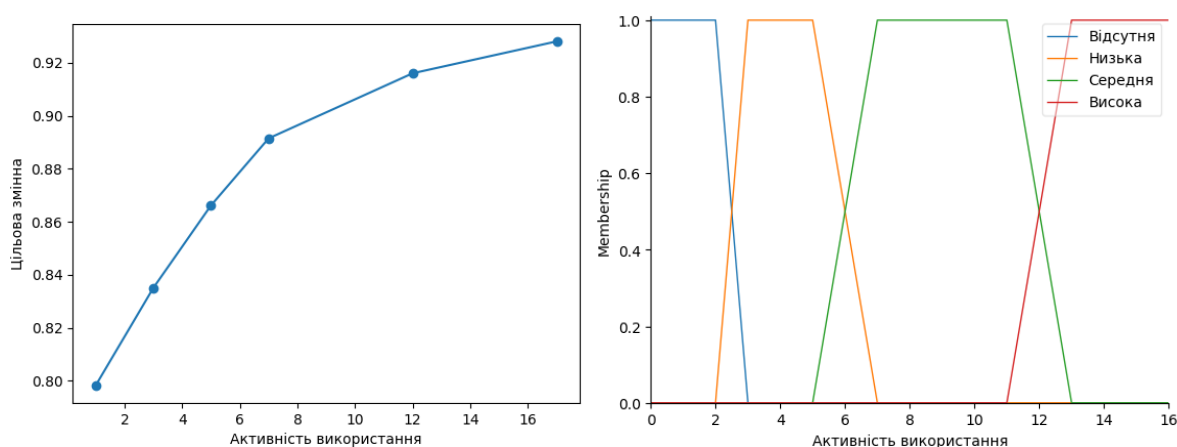


Рис 6. Активність використання, цільова змінна і характеристична функція

Параметр 3. Тривалість(середня) попередніх кредитів. Розподіл значень параметру «Тривалість попередніх кредитів» зображена на рис. 7. Варто зауважити, з огляду на те, що аналіз відбувається на прикладі даних мікрофінансової організації, типова тривалість кредиту знаходиться в діапазоні 15-30 днів. Позики триваліші за 30 днів мають схильність до прострочення. На рис.8 зображене середнє значення цільової змінної, а також характеристична функція для даного параметра.

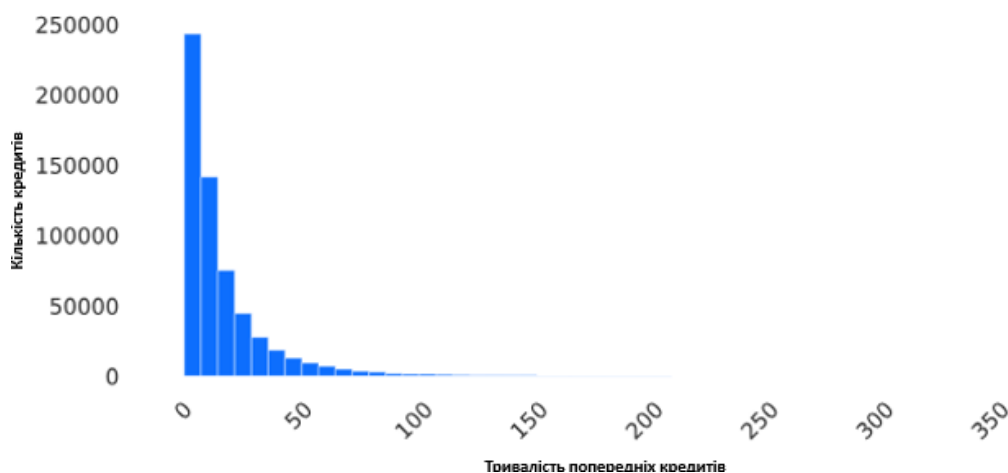


Рис 7. Тривалість попередніх кредитів, розподіл

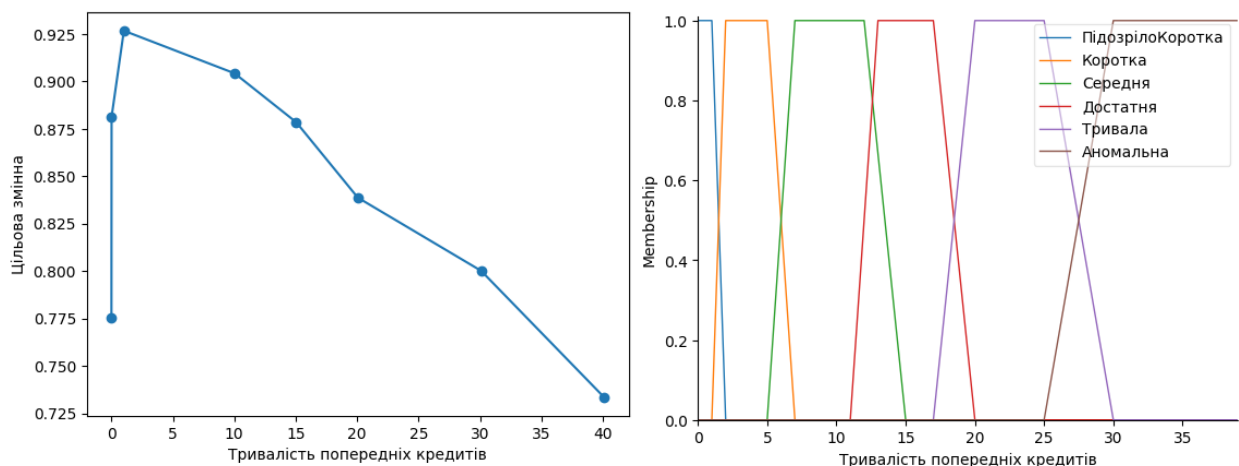


Рис 8. Тривалість попередніх кредитів, цільова змінна і характеристична функція

Приклад (правила). Нечіткий висновок здійснюватиметься з використанням методу Mamdani [4] і за наявності лише двох правил. Обраний метод добре інтерпретується, що важливо в контексті вирішуваної задачі.

Правило 1. Якщо рейтинговий бал – середній, активність використання – низька, а тривалість попередніх позик – коротка, тоді ризик невиконання зобов’язань «низький».

$$\begin{aligned} & \text{Середній(Рейтинговий Бал)} \wedge \\ & \text{Низька(Активність використання)} \wedge \\ & \text{Коротка(Тривалість попередніх позик)} \Rightarrow \text{Низький(Ризик)} \end{aligned}$$

Правило 2. Якщо рейтинговий бал – низький, активність використання – низька, а тривалість попередніх позик – середня, тоді ризик невиконання зобов’язань «високий».

$$\begin{aligned} & \text{Низький(Рейтинговий Бал)} \wedge \\ & \text{Низька(Активність використання)} \wedge \\ & \text{Середня (Тривалість попередніх позик)} \Rightarrow \text{Високий(Ризик)} \end{aligned}$$

Застосуємо ці правила для таких вхідних даних:

Рейтинговий бал – 170

Активність використання – 3

Тривалість попередніх кредитів – 6

Отримуємо наступний результат:

Рейтинговий бал при значенні 170 $\Rightarrow$ Низький = 0.4, Середній = 0.6

Активність використання при значенні 3 $\Rightarrow$ Низький = 1.0

Тривалість попередніх кредитів 6 $\Rightarrow$ Короткий = 0.5, Середній = 0.5

Застосувавши правила, по кожному отримуємо результат:

Правило1: $0.6 \wedge 1.0 \wedge 0.5 = 0.5$

Правило2: $0.4 \wedge 1.0 \wedge 0.5 = 0.4$

Для отримання числового (чіткого) результату виконується дефазифікація із застосуванням методу центра ваги (центроїд), він повертає абсцису центру мас площі під агрегованою функцією належності, забезпечуючи «збалансоване» усереднення всієї форми вихідної нечіткої множини.

$$x^* = \frac{\int x \mu(x) dx}{\int \mu(x) dx}$$

Розіб’ємо інтегрування на три частини.

1. Інтервал $[0,50]$: $\mu = 0.5$

$$A1 = 0.5 \int_0^{50} dx = 0.5 \cdot 50 = 25,$$

$$M_1 = 0.5 \int_0^{50} x dx = 0.5 \cdot \frac{50^2}{2} = 625.$$

2. Інтервал $[50,56]$: $\mu = (80 - x)/60$

3.

$$A2 = \int_{50}^{56} \frac{80 - x}{60} dx = \frac{1}{60} \left[80x - \frac{x^2}{2} \right]_{50}^{56} = 2.7,$$

$$M_2 = \int_{50}^{56} x \frac{80 - x}{60} dx = 142.8.$$

4. Інтервал $[56,100]$: $\mu = 0.4$

5.

$$A3 = 0.4 \cdot (100 - 56) = 0.4 \cdot 44 = 17.6,$$

$$M_3 = 0.4 \int_{56}^{100} x dx = 0.4 \cdot \frac{100^2 - 56^2}{2} = 1372.8,$$

$$A = A1 + A2 + A3 = 25 + 2.7 + 17.6 = 45.3,$$

$$M = M_1 + M_2 + M_3 = 625 + 142.8 + 1372.8 = 2140.6.$$

Останнім кроком розраховується значення центроїду (рис. 9):

$$x^* = \frac{M}{A} = \frac{2140.6}{45.3} \approx 47.25.$$

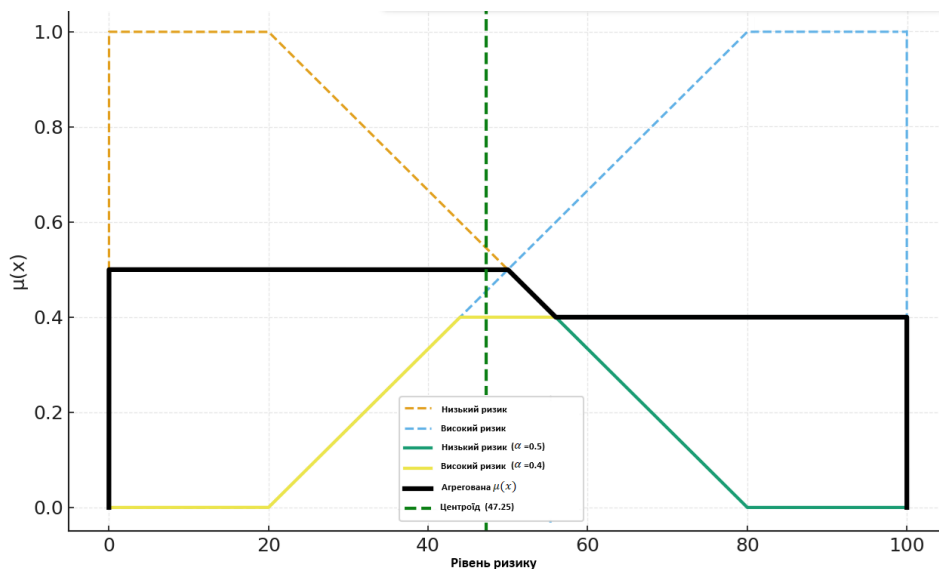


Рис 9. Рівень ризику. Функція приналежності

Висновки. Метою цього дослідження є розбудова підходу застосування нечіткої логіки в задачі кредитного скорингу, а в якості перших кроків наведено ключові засади та концепцію переходу від класичного методу оцінки позичальника заснованого виключно на статистичних даних до методу з використанням нечіткої логіки, що дозволяє розробити більш універсальний інструмент для контролю і керування кредитним ризиком. Ціллю подальшого дослідження виступає задача формалізації лінгвістичних змінних та функцій

належності для ключових кредитних атрибутів, побудови бази правил і вибору методу нечіткого виведення, а також емпіричної валідації моделі на історичних вибірках і порівняння з стандартними статистичними підходами. Це в свою чергу дасть змогу перейти до побудови гібридної архітектури (Нечітка логіка + Машинне навчання) з автоматичним налаштуванням функцій належності, перевірки інтерпретованості та стійкості до зсуву даних, що має лягти в основу прототипу АСПР.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Smuha N. A. “The Cambridge Handbook of the Law, Ethics and Policy of Artificial Intelligence”. 2025. p. 322–338. DOI: <https://doi.org/10.1017/9781009367783>.
2. Ghosh A. “Managing Risks in Commercial and Retail Banking”. Wiley. 2012. p. 271–280. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781119199250>.
3. “Credit Scoring Approaches Guidelines”. *The World Bank Group*. 2019. – URL: <https://thedocs.worldbank.org/en/doc/935891585869698451-0130022020/original/CREDITSCORINGAPPROACHESGUIDELINESFINALWEB.pdf>.
4. Zadeh L. A., Aliev R. “Fuzzy Logic Theory and Applications”. *World scientific. Part I and Part II*. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1142/10936>.
5. Lyn C. Thomas “Consumer Credit Models: Pricing, Profit and Portfolios”. *Oxford Academic*. 2017. p.152–203. DOI: <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199232130.001.1>.
6. Lynch D., Hasan I., Siddique A. “Validation of Risk Management Models for Financial Institutions”. *Cambridge University Press*. 2023. p.175–231. DOI: <https://doi.org/10.1017/9781108608602>.

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.38>

UDC: 04.94+336.77

Application of fuzzy logic as an alternative to classical approaches in automated decision-making systems of credit organizations

Serhii V. Popovskiy¹⁾

Postgraduate Student of the Department of Mechanics, Automation and Information Technology
ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-4305-0089>; serhiipopovskiy1988@gmail.com

Victor V. Volkov¹⁾

Doctor of Engineering Sciences, Professor of the Department of Mechanics, Automation and Information Technology
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3990-8126>; viktor@te.net.ua. ScopusAuthor ID: 57220703810

¹⁾ Odesa I. I. Mechnikov National University, 2, Vsevoloda Zmiiienka Str. Odesa, 65082, Ukraine

ABSTRACT

In Ukraine, banks and financial companies are actively switching to digital technologies, which gives a chance to implement new decision-making methods. This can make lending more profitable without losing control over risks. Automated systems have become an essential part of lending activities, helping financial institutions process a significant volume of loan applications almost without human involvement in a matter of seconds. But conventional mathematical models are not always suitable, since they struggle to capture all the nuances of lending and the unpredictability of the financial market. This study is focused on the application of fuzzy logic to assess creditworthiness using the example of a microfinance organization. Fuzzy logic is an effective way to enhance accuracy and quality of automated decisions when there is a lack of information or uncertainty. Research shows that systems based on fuzzy logic have certain advantages compared to conventional methods, especially when it is necessary to consider qualitative factors and work with language variables. The main advantage of fuzzy logic in automated credit scoring is the ability to transform uncertainty and expert opinions into understandable rules, which makes the model more robust to inaccuracies, missing data, and hidden information, compared to classical statistical approaches that are more demanding on data and less flexible in doubtful situations. The relevance of this study is further enhanced by the regulatory challenges that Ukrainian financial institutions have been facing in recent years. The implementation of IFRS 9 standards and the gradual approach to Basel III requirements create a need for more complex models for estimating expected credit losses (ECL) and increase the requirements for the explainability of algorithmic decisions in lending. The National Bank of Ukraine is strengthening control over the quality of risk models used in the financial sector for calculating provisions and making credit decisions. These factors emphasize the importance of developing methods that combine statistical accuracy with regulatory transparency.

Keywords: Computer modeling; credit risk; credit scoring; fuzzy logic; microfinance institutions; creditworthiness; consumer lending