

УДК 336.77:004.89:519.876.5

DOI: <https://doi.org/10.31651/2076-5843-2026-2-152-164>

ДЕНИСЕНКО Віктор Сергійович

кандидат фізико-математичних наук, доцент,
Черкаський національний університет
імені Богдана Хмельницького, м. Черкаси,
Україна
Orcid ID: <https://orcid.org/0000-0002-3476-6747>
denvikstab@vu.cdu.edu.ua

ЗАЙЦЕВА Аліна Сергіївна

студентка, Черкаський національний
університет
імені Богдана Хмельницького, м. Черкаси,
Україна
Orcid ID: <https://orcid.org/0009-0006-0815-0662>
zaitseva.alina423@vu.cdu.edu.ua

БРОВЧЕНКО Каріна Русланівна

студентка, Черкаський національний
університет
імені Богдана Хмельницького, м. Черкаси,
Україна
Orcid ID: <https://orcid.org/0009-0003-7264-5799>
brovchenko.karina423@vu.cdu.edu.ua

ГІБРИДНА НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ ОЦІНЮВАННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКА БАНКУ

Обґрунтовано доцільність використання гібридної нейро-нечіткої моделі, що поєднує алгоритм Мамдані та адаптивну нейро-нечітку систему ANFIS, для підтримки прийняття рішень у сфері банківського кредитування. Запропонована модель має дворівневу ієрархічну структуру: на першому рівні здійснюється агрегування первинних показників у субіндекси соціального та фінансового стану позичальника, якості обслуговування боргу та умов кредитування, а на другому – формування інтегрального показника кредитоспроможності. Представлено архітектуру моделі та результати її апробації на синтетичних даних.

Ключові слова: кредитоспроможність позичальника, нечітка логіка, алгоритм Мамдані, ANFIS, нейро-нечітке моделювання, система підтримки прийняття рішень.

Постановка проблеми. У сучасних умовах економічної нестабільності та зростання невизначеності на фінансових ринках питання об'єктивної оцінки кредитоспроможності позичальників набуває особливої значущості. Банківські установи стикаються з підвищеним рівнем кредитного ризику, що вимагає вдосконалення підходів до прийняття рішень у сфері кредитування.

Традиційні скорингові моделі не завжди здатні врахувати складні, нелінійні залежності між фінансовими та нефінансовими характеристиками клієнтів, а також нечіткість вихідної інформації. У зв'язку з цим актуальним є застосування гібридних інтелектуальних методів, які поєднують нечітку логіку та нейронні мережі, забезпечуючи підвищення точності оцінювання та адаптивність моделей до змін економічного середовища.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретичні та прикладні аспекти оцінювання кредитоспроможності позичальників знайшли відображення у працях багатьох вітчизняних і зарубіжних учених. Значний внесок у розвиток теорії управління кредитним ризиком та методів оцінювання кредитоспроможності здійснили О. І. Барановський, А. М. Мороз, І. О. Лютий, С. К. Реверчук, П. С. Роуз та інші дослідники. Питання застосування економіко-математичних методів у банківській діяльності висвітлено у працях В. В. Вітлінського, Матвійчука А.В. та інших науковців.

Традиційні скорингові моделі, що базуються переважно на статистичних методах, логістичній регресії та дискримінантному аналізі, характеризуються обмеженими можливостями врахування невизначеності, неповноти інформації та якісних характеристик позичальників. У

зв'язку з цим значного розвитку набули підходи, засновані на використанні методів штучного інтелекту, зокрема нечіткої логіки, нейронних мереж та гібридних інтелектуальних систем.

Теоретичним підґрунтям використання нечітких підходів у фінансовому аналізі стали дослідження Л. Заде, який обґрунтував можливість моделювання слабоструктурованих систем за допомогою теорії нечітких множин та лінгвістичних змінних [1]. Подальший розвиток цього напрямку пов'язаний із роботами Дж.-С. Р. Джанга, який запропонував адаптивну нейро-нечітку систему нечіткого виведення ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), що поєднала інтерпретованість нечіткої логіки з можливостями навчання штучних нейронних мереж [2].

Серед українських науковців проблеми застосування нечіткої логіки для оцінювання кредитоспроможності досліджували Н. В. Шовгун, О. М. Новоселецький, О. В. Якубець, Т. Г. Маркович та інші вчені [3–5]. Зокрема, в [3] обґрунтовано, що використання нечіткої логіки дозволяє враховувати невизначеність фінансової інформації та підвищує об'єктивність прийняття кредитних рішень. У дослідженні [4] наведено основні положення оцінювання кредитоспроможності фізичної особи-позичальника із застосуванням інструментарію нечіткої логіки, що забезпечує можливість інтегрованого врахування кількісних та якісних параметрів діяльності економічного суб'єкта в процесі прийняття кредитних рішень. Розроблення методики експрес-аналізу кредитоспроможності підприємств-експортерів на основі нечіткої логіки та обґрунтування ефективності використання нечітких моделей в умовах дефіциту статистичної інформації та високої мінливості зовнішнього середовища було здійснено в роботі [5].

Серед зарубіжних досліджень значний інтерес становлять напрацювання Г. Беннуни та М. Ткіуата, у яких запропоновано модель кредитного скорингу для мікрофінансових установ на основі нечіткої логіки. Автори сформуливали систему з 78 нечітких правил та довели, що інтеграція експертних знань у процес оцінювання забезпечує більш індивідуалізований підхід до визначення кредитоспроможності позичальників [6].

У систематичному огляді М. Санчес-Роджер, М. Д. Олівер-Альфонсо та К. Санчіс-Педрегоса узагальнено сучасні напрями використання нечіткої логіки у фінансах і доведено її високу ефективність під час моделювання ризиків та прийняття рішень в умовах невизначеності [7].

Окрему увагу заслуговує літературний огляд Х. Ву, у якому систематизовано сучасні напрями застосування нечіткої логіки у сфері управління кредитними ризиками та обґрунтовано перспективність поєднання нечітких систем із методами машинного навчання [8].

Незважаючи на значну кількість наукових праць, більшість існуючих досліджень ґрунтується або виключно на експертних системах нечіткого виведення, або на методах машинного навчання, що функціонують як «чорна скринька» та не забезпечують належного рівня інтерпретованості результатів. Недостатньо дослідженими залишаються питання побудови дворівневих гібридних моделей, які поєднують переваги систем нечіткого виведення Мамдані та адаптивних алгоритмів ANFIS для оцінювання кредитоспроможності позичальників банків. Саме необхідність усунення зазначених науково-методичних прогалин і зумовила вибір напрямку даного дослідження.

Мета статті полягає у розробленні та апробації гібридної нейро-нечіткої моделі оцінювання кредитоспроможності позичальника банку на основі поєднання алгоритму Мамдані та адаптивної нейро-нечіткої системи нечіткого виведення ANFIS. Запропонований підхід спрямований на підвищення точності оцінювання кредитного ризику шляхом інтеграції кількісних і якісних характеристик позичальника, врахування невизначеності вхідних даних та формування інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у сфері банківського кредитування.

Викладення основного матеріалу дослідження. У межах даного дослідження використовується багатовимірна нечітка модель, що принципово відрізняється від класичних скорингових підходів. Вона зумовлена одночасним урахуванням сукупності різних факторів, які формують кредитоспроможність позичальника, а також складною структурою взаємозв'язків між ними. Модель побудована як дворівнева ієрархічна система нечіткого логічного висновку: на першому рівні здійснюється інтеграція первинних фінансових показників у відповідні

субіндекси, тоді як на другому рівні відбувається узагальнення субіндексів у єдиний інтегральний коефіцієнт кредитоспроможності (рис. 1).

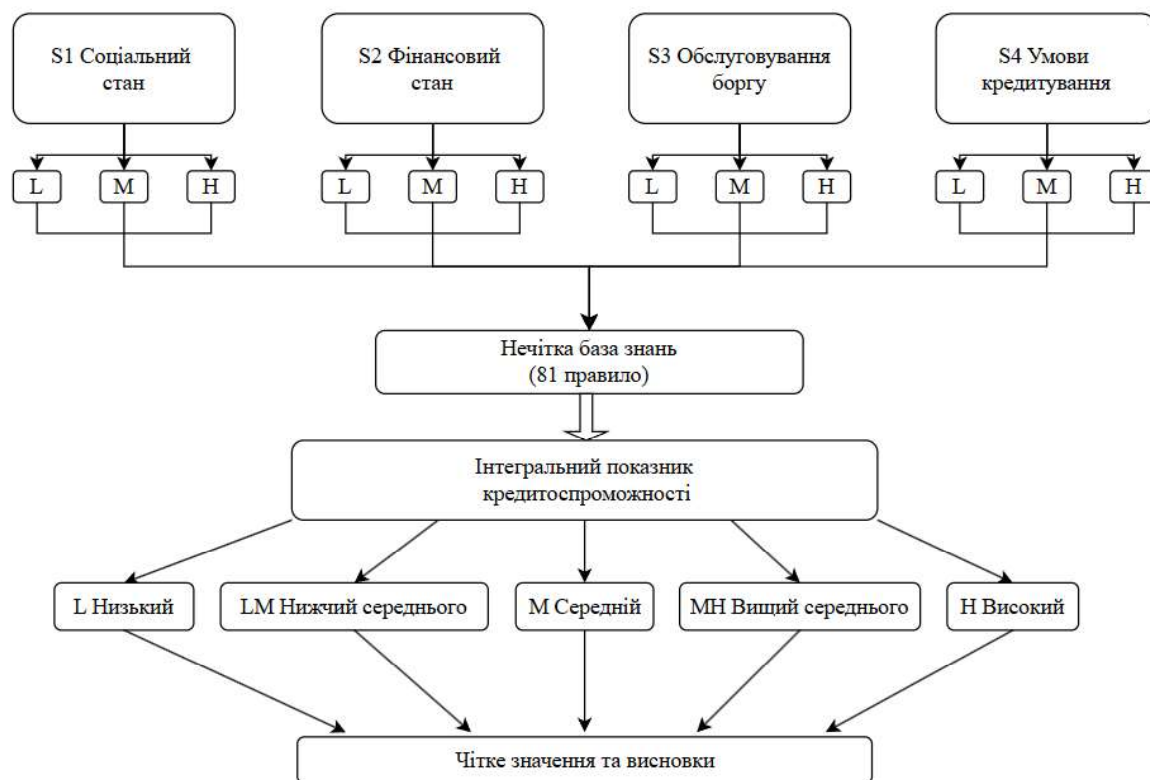


Рис. 1. Структурно-функціональна модель нечіткого виведення інтегрального показника кредитоспроможності позичальника (алгоритм Мамдані).

Джерело: побудовано авторами

У процесі аналізу наукових джерел та експертних опитувань кредитних аналітиків було встановлено, що найбільш інформативними для прогнозування дефолту позичальника є три групи факторів: соціально-демографічні характеристики, показники фінансової спроможності та параметри кредитної поведінки, які комплексно відображають ризиковий профіль позичальника [9–10].

Перший субіндекс «Соціальний стан» (S1) характеризує стабільність соціального статусу позичальника та його здатність генерувати стабільний дохід у довгостроковій перспективі.

Другий субіндекс «Фінансовий стан» (S2) відображає поточну спроможність позичальника обслуговувати кредитні зобов'язання. Згідно з рекомендаціями Базельського комітету, ключовими індикаторами платоспроможності фізичної особи є рівень доходу, коефіцієнт боргового навантаження та наявність ліквідних активів [11].

Третій субіндекс «Обслуговування боргу» (S3) відображає якість платіжної поведінки позичальника, його здатність генерувати стабільні грошові потоки та наявність додаткових інструментів мінімізації кредитного ризику. Включення цього субіндексу до моделі дозволяє оцінити як ретроспективну фінансову дисципліну, так і загальну стійкість клієнта до макроекономічних шоків.

Четвертий субіндекс «Умови кредитування» (S4) характеризує специфічні параметри кредитної угоди (умови кредитування), які безпосередньо визначають рівень трансакційного ризику. Відповідно до стандартів банківського ризик-менеджменту, умови кредитування здатні суттєво трансформувати загальний профіль ризику, оскільки саме вони формують майбутній графік виплат та визначають наявність або відсутність інструментів захисту капіталу банку.

В табл. 1 наведено характеристику кожного із субіндексів.

Таблиця 1– Перелік показників, що характеризують субіндекси кредитоспроможності позичальника

Субіндекс	Показники, що характеризують субіндекс
Соціальний стан (S1)	X1 – вік (років) X2 – досвід роботи (років) X3 – категорія посади на роботі (1–5 рівнів займаної посади)
Фінансовий стан (S2)	X1 – рівень доходу (грн) X2 – коефіцієнт фінансового навантаження (%) X3 – ринкова вартість майна (грн)
Обслуговування боргу (S3)	X1 – джерела погашення боргу (зарплата, дохід) X2 – кредитна історія (позитивна, негативна) X3 – вартість авто (грн)
Умови кредитування (S4)	X1 – мета кредиту (наприклад, купівля нерухомості) X2 – термін кредиту (дні) X3 – сума кредиту (грн)

Джерело: складено авторами

Нейро-нечітка модель має дворівневу структуру:

Перший рівень – для кожного субіндексу (S1, S2, S3, S4) будується окрема нечітка система типу Мамдані, яка на вхід отримує три кількісні показники X1–X3 і формує значення відповідного субіндексу в діапазоні [0,1]. З метою усунення впливу різнорозмірності вхідних параметрів проведено їх попередню стандартизацію та нормалізацію. Для кількісних показників застосовано лінійну нормалізацію до заданого інтервалу значень, а для категоріальних змінних використано експертне присвоєння вагових оцінок. Межі нормування сформовано з урахуванням статистичних характеристик досліджуваної вибірки та результатів експертного оцінювання.

Другий рівень моделювання передбачає агрегування субіндексів S1–S4 у єдиний інтегральний показник кредитоспроможності (ІПК). На відміну від класичного підходу Мамдані, на другому рівні запропоновано використання адаптивної нейро-нечіткої системи виведення ANFIS. Це дозволяє: автоматично налаштовувати функції належності вхідних змінних (S1–S4) на основі реальних даних; підвищити точність прогнозування порівняно з суто експертною системою; зберегти прозорість першого рівня.

Для вхідних змінних S1, S2, S3, S4 задаються лінгвістичні терми: L (низький), M (середній), H (високий). Вихідна змінна – інтегральний коефіцієнт кредитоспроможності – задається розширеною п'ятирівневою шкалою: L (низький), LM (нижче середнього), M (середній), HM (вище середнього), H (високий).

Практична реалізація дворівневої моделі здійснюється засобами пакетів Fuzzy Logic Toolbox та ANFIS Editor GUI системи MATLAB [12]. Спочатку розглянемо процес створення нечіткої системи типу Мамдані, який включає кілька послідовних етапів.

Етап 1. Створення структури нечіткого виводу за допомогою команди fuzzy, яка відкриває редактор FIS, наведена на рис. 2. Відповідно до розробленої структури, додаються чотири вхідні змінні (S1, S2, S3, S4) та одна вихідна змінна (ІПК). Тип системи встановлюється як Мамдані, що є найбільш інтуїтивно зрозумілим для експертного оцінювання.

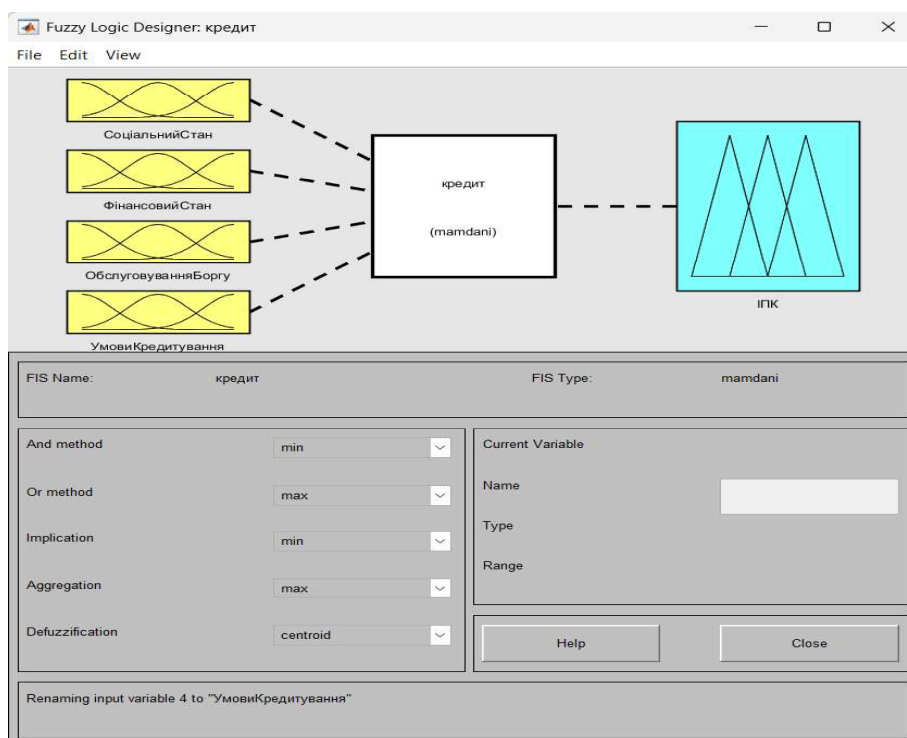


Рис. 2. Архітектура нечіткої моделі оцінювання кредитоспроможності позичальника в середовищі Fuzzy Logic Designer.

Джерело: побудовано авторами

Етап 2. Функції належності лінгвістичних змінних для субіндексів, наведено на рис. 3. Для кожної лінгвістичної змінної задаються діапазони значень та форма функцій належності. У дослідженні використовуються трапецієподібні (trapmf) функції, оскільки вони є простими для обчислення та інтерпретації. Кожна вхідна змінна задається трьома термами, вихідна — п'ятьма.

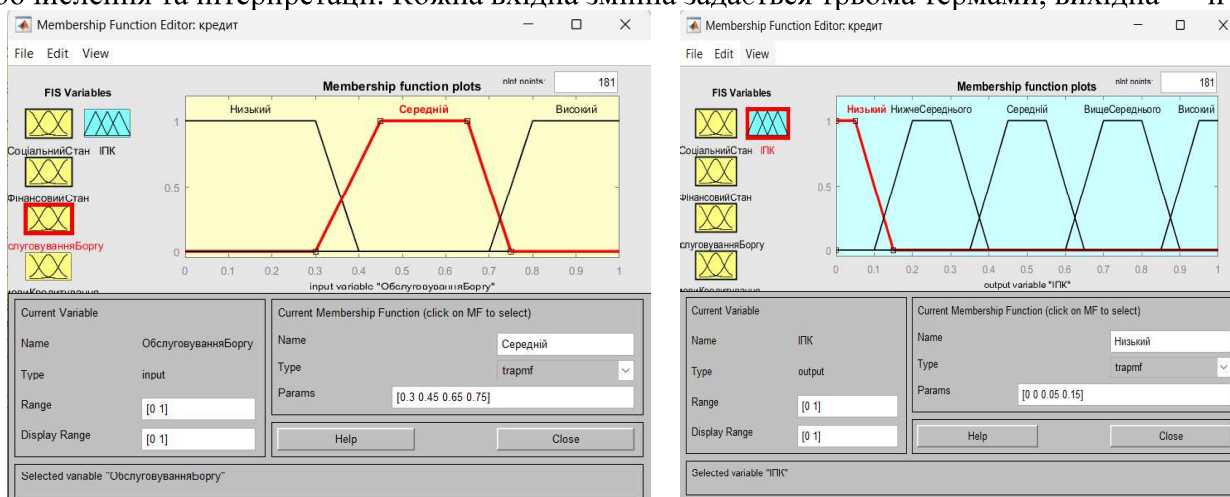


Рис. 3. Функції належності термів лінгвістичних змінних

Джерело: побудовано авторами

Етап 3. Проведення структурної ідентифікації моделі за допомогою формування нечіткої бази продукційних правил «Якщо-то», які відображають зв'язок «входи-вихід». На рис. 4 наведено фрагмент правил побудованої нечіткої бази знань для визначення загального інтегрального показника.

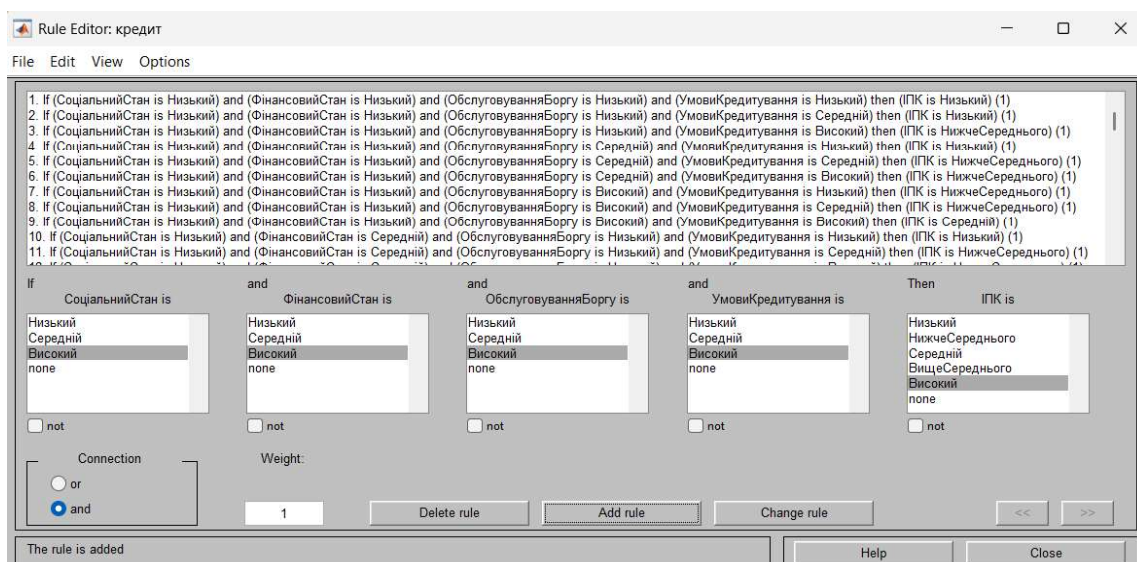


Рис. 4. Фрагмент нечіткої бази знань для інтегрального показника.

Джерело: побудовано авторами

Етап 4. Реалізація нечіткого логічного висновку та дефазифікації здійснюється шляхом переходу від системи лінгвістичних висловлювань до відповідної системи нечітких співвідношень. Результована нечітка множина формується як агрегована (об'єднана) суперпозиція всіх урізаних нечітких підмножин, отриманих за кожним правилом бази знань. Процедура дефазифікації виконується методом центра ваги (centroid), що забезпечує перетворення нечіткого вихідного множинного представлення у чітке числове значення. Процедуру нечіткого виведення наведено на рис. 5.

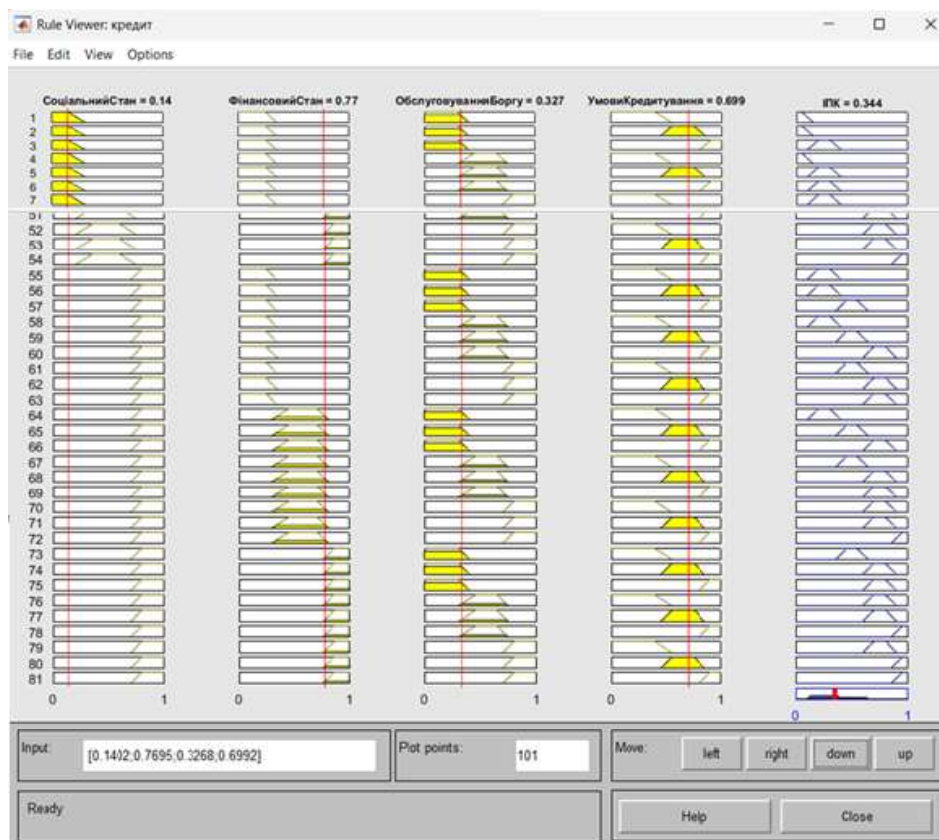


Рис. 5. Візуалізація нечіткого виведення (Mamdani) для інтегрального показника

Джерело: побудовано авторами

Етап 5. Візуалізація та аналіз результатів. Після налаштування всіх параметрів проводиться візуалізація поведінки нечіткої системи за допомогою інструменту Surface Viewer. Побудовані поверхні відгуку (рис. 6) відображають нелінійні взаємозв'язки між субіндексами S1—S4 та інтегральним показником кредитоспроможності, дозволяючи кількісно оцінити чутливість системи до зміни кожного фактора та виявити зони компенсації.

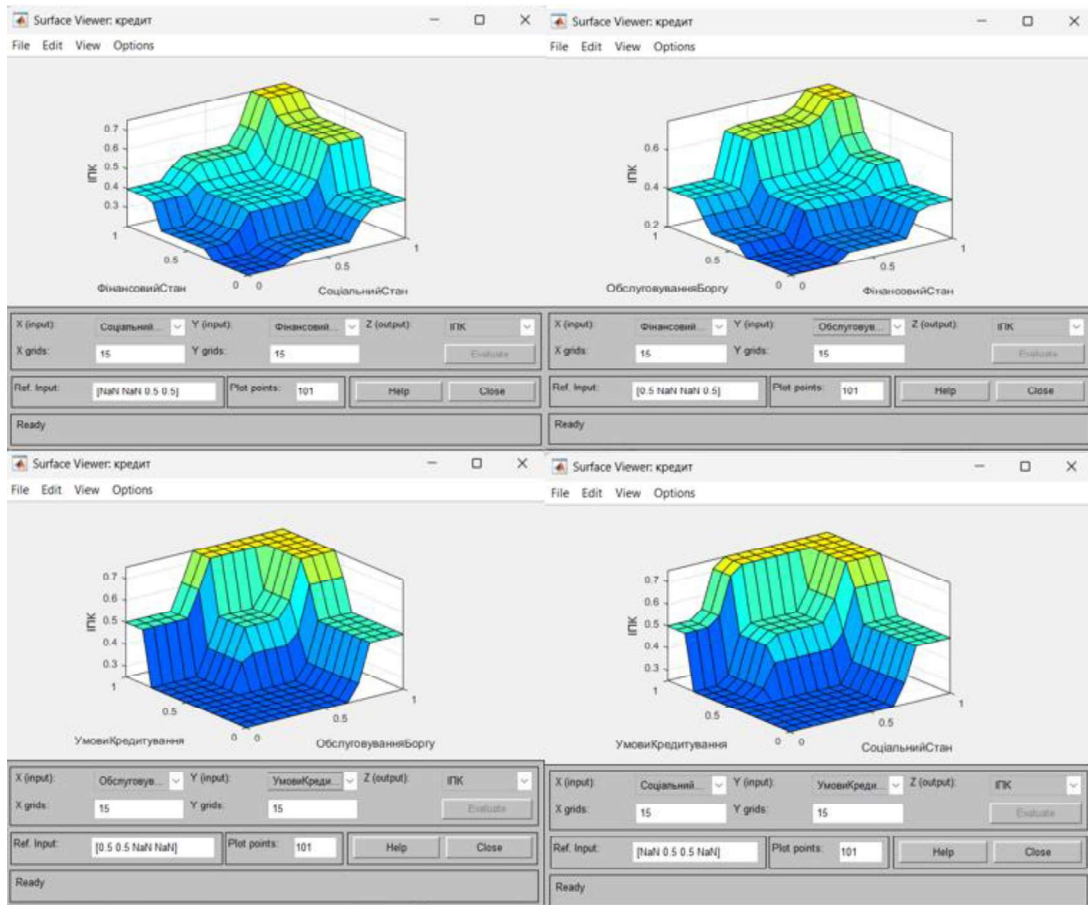


Рис. 6. Поверхні значень залежності виходу нечіткої системи від вхідних змінних.
Джерело: побудовано авторами

Побудовані поверхні значень залежності виходу нечіткої системи від вхідних змінних (S1–S2, S2–S3, S3–S4, S1–S4) дозволяють дослідити нелінійний характер взаємозв'язків у розробленій нечіткій моделі оцінювання.

Дослідження геометричної конфігурації поверхонь підтверджує, що субіндекс якості обслуговування боргу S3 характеризується значним позитивним впливом на формування інтегрального показника кредитоспроможності (ІПК). Візуалізація демонструє високий градієнт зростання цільової функції при збільшенні значень S3, що свідчить про здатність високої платіжної дисципліни позичальника частково компенсувати посередні значення соціального стану S1.

Разом з тим результати моделювання доводять, що субіндекси фінансового стану S2 та умов кредитування S4 виконують у системі роль жорстких лімітуючих факторів. На графіках чітко прослідковується, що при наближенні показника S2 до критичного мінімуму формуються зони плато з мінімальними значеннями ІПК («низький» та «нижче середнього»), які залишаються незмінними щодо покращення інших вхідних змінних. Субіндекс умов кредитування (S4) також діє як стримуючий параметр: за умови його низьких значень (що відповідає підвищеному ризику параметрів кредиту) мінімізується позитивний ефект навіть від ідеальної кредитної історії.

Отримані поверхні відгуку дозволяють кількісно оцінити, яке поєднання субіндексів є найбільш ефективним для досягнення цільового рівня інтегрального індексу.

Для інтерпретації результатів оцінювання інтегрального показника кредитоспроможності використано шкалу, наведену в табл. 2.

Таблиця 2 – Шкала інтерпретації значень інтегрального показника кредитоспроможності

Діапазон значень ІПК	Лінгвістична оцінка	Характеристика
[0,00; 0,20)	Низький	Критичний рівень фінансової стійкості, високий ризик дефолту, незадовільна ліквідність та надмірне боргове навантаження
[0,20; 0,40)	Нижчий середнього	Нестабільний фінансовий стан із підвищеним кредитним ризиком та низькою фінансовою стійкістю
[0,40; 0,60)	Середній	Задовільна платоспроможність із обмеженим запасом фінансової міцності та потребою моніторингу
[0,60; 0,80)	Вищий середнього	Стабільний фінансовий стан із достатнім рівнем рентабельності, оптимальною структурою капіталу, достатньою ліквідністю та мінімізованими ризиками неплатоспроможності у короткостроковому періоді
[0,80; 1,00]	Високий	Висока фінансова стійкість і кредитоспроможність, мінімальний ризик неплатоспроможності

Джерело: складено авторами

У зв'язку з відсутністю відкритого доступу до реальних банківських даних, навчальну та тестову вибірки для другого рівня моделі було сформовано методом імітаційного моделювання. Для кожної вхідної змінної (S1–S4) задано діапазони значень, що відповідають реалістичним фінансово-економічним умовам. Усього згенеровано 500 умовних «позичальників», для яких на основі експертних правил визначено референтне значення інтегрального показника кредитоспроможності. Варто зауважити, що навчання моделі виконувалося на синтетичних даних без застосування процедур крос-валідації (було застосовано лише hold-out валідацію з використанням checking data), оскільки на початковому етапі дослідження основною метою була перевірка принципової працездатності запропонованої архітектури. Подальша валідація на реальних банківських даних із використанням крос-валідації та методів регуляризації дозволить уточнити оцінки точності та підтвердити стійкість моделі до перенавчання.

Другий рівень (ANFIS) реалізується за наступними етапами.

Етап 1. Підготовка навчальної вибірки. На основі розрахованих за першим рівнем значень субіндексів S1–S4 для 500 позичальників формується набір вхідних векторів. Для кожного позичальника відоме референтне значення ІПК (наприклад, на основі фактичного виконання кредитних зобов'язань). Для побудови та валідації моделі вихідний набір даних поділено на дві частини: 70 % спостережень сформували навчальну вибірку, а 30 % – тестову, призначену для оцінювання точності та адекватності моделі.

Етап 2. Створення початкової структури ANFIS.

У редакторі ANFIS задається: кількість вхідних змінних – 4 (S1, S2, S3, S4); кількість термів на кожну вхідну змінну – 3 (L, M, H); початкові функції належності – трапецієподібні (успадковані з експертної моделі).

Етап 3. Навчання мережі.

Використовується гібридний алгоритм навчання (Least Squares Estimation + зворотне поширення помилки). Кількість епох – 100. На рис. 7 наведено графік зменшення середньоквадратичної помилки (RMSE) у процесі навчання. Стабілізація помилки спостерігається після 25–30 епох.

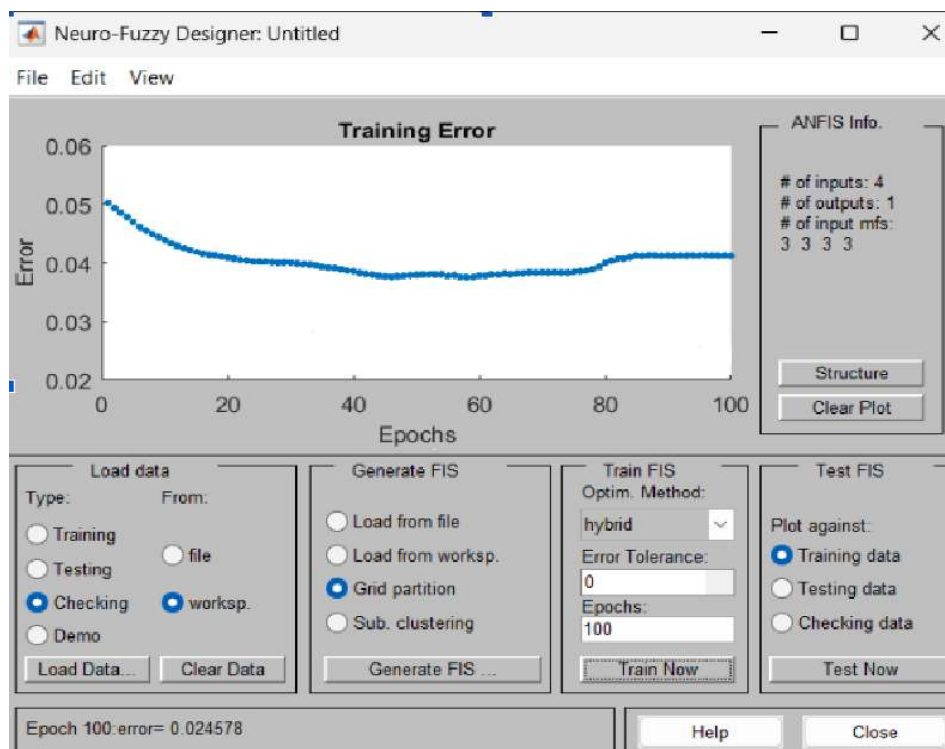


Рис. 7. Залежність похибки навчання від кількості епох.

Джерело: побудовано авторами

Етап 4. Оцінка якості та порівняння. Після навчання ANFIS тестується на контрольній вибірці. У таблиці 3 наведено порівняння точності двох варіантів другого рівня: класичного Мамдані та навченого ANFIS.

Таблиця 3 – Порівняльний аналіз похибок моделей другого рівня агрегування

Модель другого рівня	Середньоквадратична похибка, RMSE(%)	Середня абсолютна похибка, MAE (%)	Середня абсолютна відсоткова похибка, MAPE (%)
Нечіткий висновок Мамдані (експертні правила)	0.0723	0.0581	11.4
ANFIS (адаптивна нейро-нечітка система)	0.0415	0.0322	6.2

Джерело: складено авторами

Як свідчать результати порівняльного аналізу, застосування ANFIS на другому рівні агрегування забезпечує суттєве підвищення точності моделювання. Зокрема, значення середньоквадратичної похибки (RMSE) зменшується на 42,6% (з 0,0723 до 0,0415), що свідчить про покращення узгодженості моделі з емпіричними даними.

Аналогічно, середня абсолютна похибка (MAE) знижується з 0,0581 до 0,0322, а середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE) — на 45,6% (з 11,4% до 6,2%), що підтверджує підвищення прогностичної точності гібридного підходу.

Отримані результати свідчать про ефективність багаторівневої архітектури моделі: перший рівень (Mamdani) забезпечує інтерпретовану агрегацію експертних правил, тоді як другий рівень (ANFIS) адаптує модель до статистичних закономірностей даних, що дозволяє поєднати інтерпретованість та точність прогнозування.

Етап 5. Візуалізація результатів ANFIS. На рис. 8 наведено графічний інтерфейс перегляду правил згенерованої ANFIS-системи.

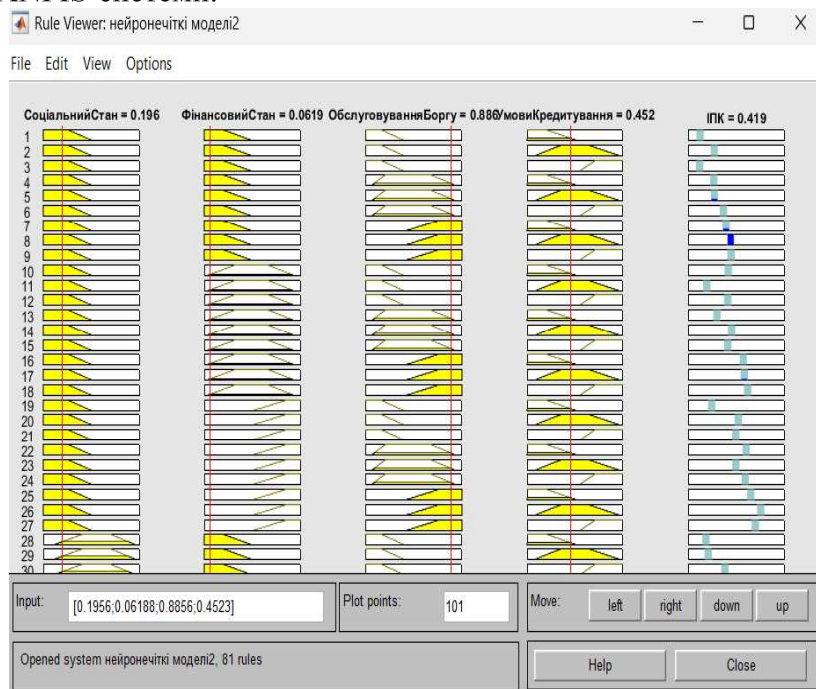


Рис. 8. Графічний інтерфейс перегляду правил згенерованої системи нечіткого виведення

Джерело: побудовано авторами

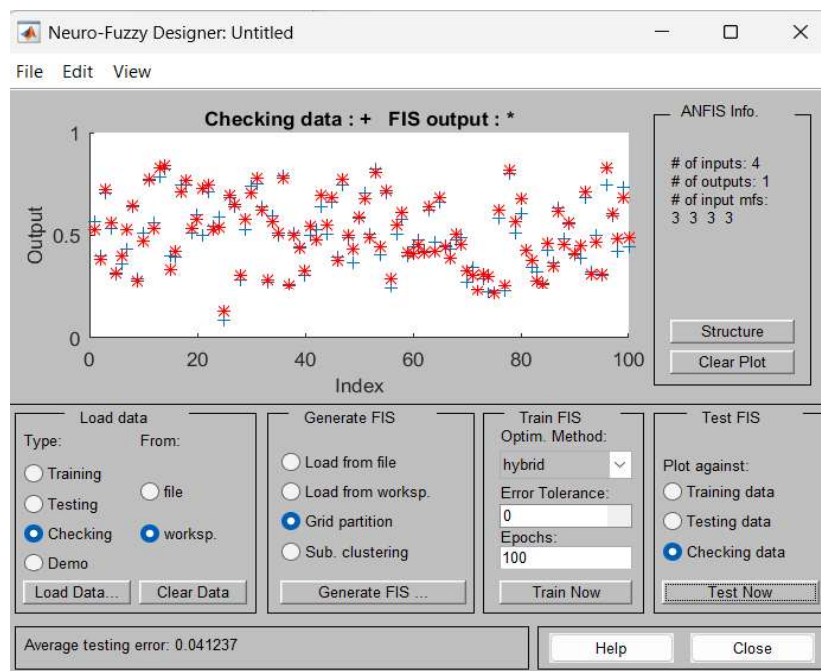


Рис. 9. Результати тестування ANFIS-моделі на незалежній вибірці

Джерело: побудовано авторами

На рисунку 9 відображено щільний збіг фактичних значень кредитного рейтингу маркер «+» із прогнозами, розрахованими моделлю (маркер «*»). Середня похибка тестування (Average testing error) становить лише 0,0412 (4,1%), що підтверджує високу точність розрахунків.

Таким чином, запропонована гібридна дворівнева модель (Мамдані для первинних факторів + ANFIS для агрегування субіндексів) забезпечує оптимальне поєднання експертної інтерпретованості та високої прогностичної точності, що є критичним для прийняття кредитних рішень в умовах економічної нестабільності.

Висновки та перспективи подальших розвідок. Проведене дослідження засвідчило, що традиційні підходи до оцінювання кредитоспроможності позичальників не повною мірою враховують невизначеність вхідної інформації, нелінійний характер взаємозв'язків між показниками та значний вплив якісних характеристик позичальника на рівень кредитного ризику. У зв'язку з цим використання методів нечіткої логіки та штучного інтелекту є перспективним напрямом удосконалення систем підтримки прийняття рішень у сфері банківського кредитування.

У статті розроблено гібридну нейро-нечітку модель оцінювання кредитоспроможності позичальника банку, яка поєднує переваги алгоритму Мамдані та адаптивної нейро-нечіткої системи нечіткого виведення ANFIS. Запропонований підхід передбачає формування інтегрального показника кредитоспроможності на основі дворівневої архітектури, що забезпечує можливість одночасного врахування кількісних і якісних характеристик позичальника, а також адаптацію моделі до змін зовнішнього середовища та специфіки окремих кредитних продуктів.

Результати апробації моделі підтвердили її високу ефективність та здатність підвищувати точність оцінювання кредитного ризику порівняно з класичними експертними системами нечіткого виведення. Використання ANFIS на етапі агрегування субіндексів дозволяє автоматично налаштовувати параметри функцій належності, виявляти складні нелінійні залежності між факторами та мінімізувати похибку прогнозування. Водночас запропонована модель зберігає високий рівень інтерпретованості результатів, що є важливою перевагою порівняно з багатьма сучасними алгоритмами машинного навчання.

Практична цінність дослідження полягає у можливості застосування розробленої моделі у діяльності банківських установ для автоматизації процесу кредитного скорингу, що потенційно сприятиме підвищенню якості управління кредитним ризиком та зменшенню ймовірності формування проблемної заборгованості.

Перспективи подальших досліджень пов'язані з апробацією моделі на реальних масивах банківських даних, розширенням системи вхідних показників за рахунок використання альтернативних джерел інформації (Big Data, поведінкових та транзакційних даних), а також проведенням порівняльного аналізу ефективності запропонованого підходу з сучасними методами машинного навчання, зокрема Random Forest, XGBoost, LightGBM та глибокими нейронними мережами.

Список використаних джерел

1. Zadeh L. A. Fuzzy Sets. *Information and Control*. 1965. Vol. 8, No. 3. P. 338–353. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).
2. Jang J.-S. R. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1993. Vol. 23, No. 3. P. 665–685. DOI: <https://doi.org/10.1109/21.256541>.
3. Шовгун Н. В. Аналіз кредитоспроможності позичальника за допомогою методів з нечіткою логікою. *Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, управління та обчислювальна техніка*. 2012. Вип. 55. С. 169–173. URL: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/3713> (дата звернення: 21.11.2025).
4. Новоселецький О. М., Якубець О. В. Оцінка кредитоспроможності фізичної особи-позичальника капіталу банку із застосуванням нечітко-множинного підходу. *Наукові записки Національного університету «Острозька академія». Серія «Економіка»*. 2013. № 24. С. 242–246. URL: <https://journals.oa.edu.ua/Economy/article/view/763/621> (дата звернення: 21.11.2025).
5. Маркович Т. Г. Розробка експрес-аналізу кредитоспроможності підприємств-експортерів на основі методу нечіткої логіки. *Проблеми теорії та методології бухгалтерського обліку, контролю і аналізу*. 2019. № 2 (43). С. 55–60. DOI: [https://doi.org/10.26642/pbo-2019-2\(43\)-55-60](https://doi.org/10.26642/pbo-2019-2(43)-55-60).

6. Bennouna G., Tkiouat M. Fuzzy logic approach applied to credit scoring for microfinance in Morocco. *Procedia Computer Science*. 2018. Vol. 127. P. 274–283. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.123>.
7. Sanchez-Roger M., Oliver-Alfonso M. D., Sanchis-Pedregosa C. Fuzzy Logic and Its Uses in Finance: A Systematic Review Exploring Its Potential to Deal with Banking Crises. *Mathematics*. 2019. Vol. 7, No. 11. Article 1091. DOI: <https://doi.org/10.3390/math7111091>.
8. Vu H. Fuzzy Logic in Credit Risk Assessment: A Literature Review : bachelor's thesis. Espoo : Aalto University, 2025. 29 p. URL: <https://aaltodoc.aalto.fi/items/08918f5b-3036-49ae-9549-33b90efa7df6> (дата звернення: 21.11.2025).
9. Thomas L. C., Crook J. N., Edelman D. B. Credit Scoring and Its Applications. Philadelphia : SIAM, 2017. 248 p. DOI: <https://doi.org/10.1137/1.9781611974560>.
10. Louzada F., Ara A., Fernandes G. B. Classification methods applied to credit scoring: Systematic review and overall comparison. *Surveys in Operations Research and Management Science*. 2016. Vol. 21, No. 2. P. 117–134. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2016.09.001>.
11. Basel Committee on Banking Supervision. Sound Credit Risk Assessment and Valuation for Loans. Basel : Bank for International Settlements, 2006. 26 p. URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs126.htm> (дата звернення: 21.11.2025).
12. MathWorks. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Natick, MA : The MathWorks, Inc., 2024. URL: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/adaptive-neuro-fuzzy-inference-system.htm> (дата звернення: 21.11.2025).

References

1. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 8(3), 338–353. Retrieved from: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X) (Accessed 21.11.2025).
2. Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665–685. Retrieved from: <https://doi.org/10.1109/21.256541> (Accessed 21.11.2025).
3. Shovhun, N. V. (2012). Analysis of borrower creditworthiness using fuzzy logic methods. *Visnyk NTUU «KPI». Informatyka, upravlinnia ta obchysluvalna tekhnika*, 55, 169–173. Retrieved from: <https://ela.kpi.ua/handle/123456789/3713> (Accessed 21.11.2025) [in Ukrainian].
4. Novoseletskyi, O. M., & Yakubets, O. V. (2013). Assessment of individual borrower creditworthiness using a fuzzy-set approach. *Naukovi zapysky Natsionalnoho universytetu «Ostrozka akademiia». Serii «Ekonomika»*, 24, 242–246. Retrieved from: <https://journals.oa.edu.ua/Economy/article/view/763/621> (Accessed 21.11.2025) [in Ukrainian].
5. Markovych, T. H. (2019). Development of express analysis of exporter enterprises' creditworthiness based on the fuzzy logic method. *Problemy teorii ta metodolohii bukhgalterskoho obliku, kontroliu i analizu*, 2(43), 55–60. Retrieved from: [https://doi.org/10.26642/pbo-2019-2\(43\)-55-60](https://doi.org/10.26642/pbo-2019-2(43)-55-60) (Accessed 21.11.2025) [in Ukrainian].
6. Bennouna, G., & Tkiouat, M. (2018). Fuzzy logic approach applied to credit scoring for microfinance in Morocco. *Procedia Computer Science*, 127, 274–283. Retrieved from: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.123> (Accessed 21.11.2025).
7. Sanchez-Roger, M., Oliver-Alfonso, M. D., & Sanchis-Pedregosa, C. (2019). Fuzzy Logic and Its Uses in Finance: A Systematic Review Exploring Its Potential to Deal with Banking Crises. *Mathematics*, 7(11), Article 1091. Retrieved from: <https://doi.org/10.3390/math7111091> (Accessed 21.11.2025).
8. Vu, H. (2025). *Fuzzy Logic in Credit Risk Assessment: A Literature Review* (Bachelor's thesis). Espoo: Aalto University. Retrieved from: <https://aaltodoc.aalto.fi/items/08918f5b-3036-49ae-9549-33b90efa7df6> (Accessed 21.11.2025).
9. Thomas, L. C., Crook, J. N., & Edelman, D. B. (2017). *Credit Scoring and Its Applications*. Philadelphia: SIAM. Retrieved from: <https://doi.org/10.1137/1.9781611974560> (Accessed 21.11.2025).
10. Louzada, F., Ara, A., & Fernandes, G. B. (2016). Classification methods applied to credit scoring: Systematic review and overall comparison. *Surveys in Operations Research and Management Science*, 21(2), 117–134. Retrieved from: <https://doi.org/10.1016/j.sorms.2016.09.001> (Accessed 21.11.2025).
11. Basel Committee on Banking Supervision. (2006). *Sound Credit Risk Assessment and Valuation for Loans*. Basel: Bank for International Settlements. Retrieved from: <https://www.bis.org/publ/bcbs126.htm> (Accessed 21.11.2025).

12. MathWorks. (2024). *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)*. Natick, MA: The MathWorks, Inc. Retrieved from: <https://www.mathworks.com/help/fuzzy/adaptive-neuro-fuzzy-inference-system.htm> (Accessed 21.11.2025).

Denysenko Viktor

Candidate of Sciences in Physics and Mathematics, Associate Professor,
Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy, Cherkasy, Ukraine

Zaitseva Alina

student,
Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy, Cherkasy, Ukraine

Brovchenko Karina

student,
Bohdan Khmelnytsky National University of Cherkasy, Cherkasy, Ukraine

A HYBRID NEURO-FUZZY MODEL FOR ASSESSING BANK BORROWER CREDITWORTHINESS

Introduction. *In the context of growing macroeconomic instability, digital transformation, and increasing uncertainty in financial markets, the problem of ensuring the reliability of lending decisions and minimizing credit risk has become particularly relevant. Traditional approaches to assessing borrower creditworthiness are largely based on statistical and scoring methods that require significant volumes of historical data and often fail to account for the uncertainty, nonlinearity, and qualitative characteristics inherent in borrowers' behavior. Under such conditions, the application of intelligent decision-support methods based on fuzzy logic and artificial intelligence technologies becomes increasingly important.*

Purpose. *The purpose of this study is to analyze the peculiarities of applying fuzzy approaches to borrower creditworthiness assessment and to develop a hybrid neuro-fuzzy model based on the Mamdani algorithm and the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). The proposed model is aimed at improving the accuracy and interpretability of credit risk assessment by integrating quantitative and qualitative borrower characteristics into a unified decision-support framework.*

Results. *The study proposes a two-level hybrid neuro-fuzzy model for assessing bank borrower creditworthiness. At the first level, individual indicators characterizing the borrower's social status, financial condition, debt servicing quality, and lending conditions are aggregated into corresponding sub-indices using the Mamdani fuzzy inference algorithm. At the second level, the obtained sub-indices are integrated into a single creditworthiness indicator using ANFIS, which enables the automatic adjustment of membership functions and identification of nonlinear dependencies between factors.*

The proposed model is characterized by a hierarchical structure and a high degree of adaptability, allowing the composition of input variables to be modified depending on the type of loan product, including mortgage, consumer, and automobile lending. The architecture of the model was tested using synthetically generated datasets comprising 500 conditional borrowers. The results demonstrated that the implementation of ANFIS at the aggregation stage reduced the root mean square error by 42.6% and decreased the mean absolute percentage error from 11.4% to 6.2% compared with the classical expert-based Mamdani system.

The developed approach allows simultaneous consideration of quantitative and qualitative borrower characteristics, eliminates rigid threshold limitations of traditional scoring methods, and provides a transparent interpretation of the obtained results. In addition, the model is capable of identifying compensation effects among individual factors and adapting to changes in the external economic environment.

Conclusions. *The findings confirm the effectiveness of applying hybrid neuro-fuzzy approaches to borrower creditworthiness assessment under conditions of uncertainty and incomplete information. The proposed model combines the interpretability of expert fuzzy systems with the predictive capabilities of adaptive neuro-fuzzy technologies, thereby improving the quality of credit decision-making and enhancing the efficiency of bank credit risk management systems. The practical implementation of the developed model can contribute to reducing the share of non-performing loans and increasing the resilience of banking institutions to macroeconomic shocks. Future research should focus on validating the model using real banking data and comparing its performance with modern machine learning methods, including XGBoost, Random Forest, and deep neural networks.*

Keywords: *borrower creditworthiness, credit risk, fuzzy logic, Mamdani algorithm, ANFIS, neuro-fuzzy model, decision support system, banking risk management.*

Одержано редакцією: 22.03.2026
Прийнято до публікації: 15.04.2026