

УДК 004.41:004.89:336.02

DOI: 10.31673/2412-9070.2026.017413

Я. Б. ПЕТРІВСЬКИЙ¹, д-р техн. наук, професор;

ORCID: 0000-0001-9749-8244

В. І. ДЕРКАЧ²,

ORCID: 0009-0008-2942-6976

О. А. КРАВЧУК²,

ORCID: 0009-0006-3906-2112

В. Я. ПЕТРІВСЬКИЙ³, PhD,

ORCID: 0000-0001-9298-8244

¹Рівненський державний гуманітарний університет²Група компаній «FinAp», Рівне³Київський національний університет імені Тараса Шевченка

ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМІВ НЕЧІТКОГО БАЙЄСІВСЬКОГО ЛОГІКО-ІМОВІРНІСНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ПРИ СТВОРЕННІ КРОСПЛАТФОРМНОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ФІНАНСОВОГО МОНІТОРИНГУ

Пропонується модель підтримки прийняття рішень у галузі фінансового моніторингу на основі нейромережевої реалізації байєсівської логіко-імовірнісної моделі нечіткого висновку. Розглядається випадок Z-чисел, компоненти яких є нечітким розширенням імовірнісних розподілів, що дозволяє враховувати два типи невизначеності – нечіткість і випадковість, а також достовірність отриманої інформації. Наводиться приклад роботи описаної моделі підтримки прийняття рішень за умов невизначеності змішаного характеру, що підтверджує її ефективність. Запропоновано концептуальні засади конструкції гнучкої моделі програмного забезпечення, що використовує сімнадцять базисних сценаріїв як критерії достовірності, що з успіхом інтегрується з різноманітними банківськими продуктами (операційним днем банку), вирішує питання різнопланового тестування та виявлення зловживань у банківській практиці. Описано розроблений кросплатформний додаток.

Ключові слова: логіко-ймовірна модель Байєса; фінансовий моніторинг; критеріальний алгоритм; нейромережева модель; нечітка логіка; кросплатформне програмування.

Вступ

Боротьба з незаконним обігом коштів, що є фінансовим джерелом забезпечення можливості злочинної діяльності, такої як торгівля наркотиками та зброєю, торгівля людьми, терористичні атаки та інше є пріоритетом фінансового контролю відповідних урядових структур для всіх демократичних країн. Умови воєнного часу визначають необхідність застосовувати посилені заходи практичного та організаційного характеру щодо протидії легалізації доходів, одержаних злочинним шляхом, фінансуванню тероризму та фінансуванню розповсюдження зброї масового знищення [1, 2].

Світовим незалежним міжурядовим органом, який розвиває і просуває політику захисту світової фінансової системи проти відмивання грошей, фінансування тероризму та фінансування розповсюдження зброї масового знищення є Група розробки фінансових заходів (FATF), яка була створена в 1989 році для боротьби з незаконним обігом коштів та фінансування тероризму. Це міжурядове агентство, до складу якого входять 35 юрисдикцій-членів і двох регіональних організацій. Україна входить у Комітет експертів Ради Європи в складі FATF з оцінки заходів протидії відмиванню грошей та фінансуванню тероризму – MONEYVAL [3].

© Петрівський Я. Б., Деркач В. І., Кравчук О. А., Петрівський В. Я., 2026

Огляд відомих результатів та постановка проблеми

Серед сучасних автоматизованих додатків інтелектуальної підтримки прийняття рішень за допомогою інформаційних систем моніторингу агентів в області логістики та боротьби з відмиванням коштів відомі, наприклад, Real-Time Exception Management Decision Model, Multi-channel data driven, real-time anti-money laundering system for electronic payment cards, Scalable graph learning for anti-money laundering [4] та інші.

Як правило, алгоритми таких програмних комплексів базуються на послідовному багатокроковому аналізі, використовуючи модель прийняття рішень Саймона. Спочатку здійснюється опис даних, а потім іде перехід до вагової оцінки транзакцій та систем ідентифікації транзакції з високим ризиком незаконності. Інтелектуальні системи боротьби з відмиванням коштів використовують агентів-експертів з метою навчання та адаптування такої системи. Публікації містять змістовні рекомендації щодо використання сучасних автоматизованих додатків інтелектуальної підтримки прийняття рішень при запобіганні та боротьби з відмиванням коштів, але вони не надають деталей щодо того, як вказана технологія повинна бути розроблена та реалізована і яким є реальний результат її впровадження [5].

Сучасний український ринок уже пропонує окремі "комплексні рішення" з питань дослідження фінансових потоків із метою фінансового моніторингу. Але за своєю суттю це фінансові конструктори, які надають виключно загальні інформаційні дані, що вже є у банківських установах [6]. У публікації [7] автори запропонували прототип автоматизованої системи для фінансового моніторингу банківських операцій із застосуванням системи умовних позначень для моделювання бізнес-процесів, розроблених Business Process Management Initiative (BPMN) та програмного пакету з двох взаємодоповнюючих продуктів: Process Modeler та BPM Suite Bizagi Studio. Запропонована інформаційна система базується на навчанні тринадцяти правил потенційного ризику. Такий підхід дозволив авторам оцінити ризик відмивання грошей за кожну транзакцію.

У роботах [8, 9] авторами презентовано програмний продукт ISPPA in FP (Integrated Software Package for Reventing Abuses in Financial Practices), що використовує сімнадцять базисних сценарних звітів як критеріальні алгоритми. Створено гнучку інформаційну модель, яка дає можливість у найкоротші терміни проводити інтеграцію з різноманітними банківськими продуктами (операційним днем банку), а також створення технологічної карти різнопланового тестування проведеної інтеграції з використанням функціонального аналізу, аналізу граничних значень з розбивкою на класи еквівалентних структур та функціональних критеріїв програмного забезпечення. Проведене багатовекторне статистичне та динамічне тестування програмного комплексу підтверджує правильність побудови математичної моделі програмного продукту та забезпечує успішне проходження атестації та верифікації. Кросплатформність програмного комплексу ISPPA in FP дозволяє легко та швидко інтегруватися із середовищем фінансової установи. Впровадження програмного комплексу ISPPA in FP дозволяє використовувати: типові сценарії пошуку інформації з можливістю застосування "алертів"; нові уніфіковані алгоритми, які вже успішно працюють у банківських установах та розроблені практикуючими фінансовими аналітиками; новітні розробки у сфері обробки великих масивів даних та систематизації технологічних процесів, які дозволяють швидко та якісно оперувати інформацією.

Основна частина

Наступним кроком розвитку, розроблених та наведених у роботах [8, 9] інтелектуальних систем фінансового моніторингу, як один з можливих напрямків удосконалення, є застосування у проектуванні системи моніторингу алгоритмів математичної логіки, а саме її розділу - теорії нечіткої логіки або теорії нечітких множин.

Застосування нечіткої логіки має широкий спектр успішного застосування в різних дослідницьких галузях, наприклад, таких як виявлення ненадійних вузлів в інтелектуальних мережах, виявлення аномалій у сегментах комп'ютерних мереж, оцінка станів освітленості пікселів у системах відеоспостереження, управління та контроль рухом морських надводних засобів, діагностика захворювань.

Автори [10] пропонують моделювання контролю динаміки енергоспоживання та використання приладів за допомогою багатоагентної системної моделі. Публікація [11] присвячена питанням контролю планової роботи побутових приладів, відповідно до вимог споживача. У статті [12] розглядається функціональне реагування на попит у локальній енергомережі з урахуванням проблем невизначеності. У роботі [13] розглядається застосування алгоритмів невизначеної логіки у реагуванні на попит з використанням інтервального методу. Нечітка логіка та Байєсівський підхід активно використовуються у таких галузях, як аналіз ризиків [14], діагностика [15], зменшення споживання електроенергії або управління попитом з урахуванням неповної інформації [16], планування управлінням попитом з урахуванням поведінки навантаження [17].

Класична логіка та нечіткі множини. У класичній теорії множин універсальна множина це є основною або фундаментальною множиною, що створена всіма елементами будь-якого визначеного типу, тобто елементами, пов'язаними спільними ознаками. Елементи - це дискретні об'єкти, а належність елемента до деякої підмножини A або кількісно визначена через булеву функцію належності $\mu: A \rightarrow \{0,1\}$ такий, що $\mu(a)=1$ якщо $a \in A$ і $\mu(a)=0$ якщо $a \notin A$, або якісно визначений характеристичною функцією, яка визначає всі умови, яким елемент повинен відповідати, щоб вважатися членом певної множини [18].

Термін нечіткість багатозначний та включає такі основні компоненти: не детермінованість виведення, багатозначність, ненадійність, неповнота, неточність. У теорії нечітких множин область визначення універсальної множини X називається «лінгвістичною змінною», елементами якої є нечіткі множини, що називаються «лінгвістичними значеннями», що є набором дискретних елементів. Іншими словами, класична теорія множин призначає дискретні значення підмножинам X , тоді як теорія нечітких множин призначає дискретні значення нечітким множинам, а потім призначає нечіткі множини підмножинам X , тобто нечіткі множини являють собою шар непрямої взаємодії між дискретними значеннями та підмножинами X . Належність до нечіткої множини визначається через неперервну лінійну функцію $\mu: A \rightarrow [0,1]$, такі як трикутні, гаусові або дзвоноподібні криві. Криві, що описують нечіткі множини в межах деякого правила належності, зазвичай перетинаються поблизу своїх кінців, що означає, що певне дискретне значення може мати ненульову приналежність до різних нечітких множин або одночасно мати ненульову приналежність до A і A^- [20, 21].

Нечіткі множини дозволяють проміжні значення істинності, тоді як класичні множини – ні. Нечіткість стосується переходу між значеннями. У булевих функціях належності зміна від одного значення до іншого є ступінчастою та має нескінченний нахил, що означає, що належність до класичних множин не є нечіткою. З нечіткими функціями належності зміна від одного значення до іншого зазвичай має менший за нескінченний нахил. Нечіткість – це підмножина області визначення нечіткої множини під нахилами її функції належності, що відображає невизначеність щодо того, де насправді знаходиться межа між лінгвістичними значеннями. Неточність стосується розміру сліду нечіткої множини, який нескінченно малий у класичній множині, але охоплює деяку суміжну підмножину області визначення X для нечіткої множини. Неточність стосується розміру сліду нечіткої множини, який нескінченно малий у класичній множині, але охоплює деяку суміжну підмножину області визначення X для нечіткої множини. Наприклад, прямокутна функція належності є неточною, але не розпливчастою. Зовнішні межі трапецієподібної функції належності є розпливчастими, тоді як усі точки, крім однієї, на гаусівській функції належності є розпливчастими. При зростанні та спаданні нахилу

вказаного параметру функції належності наближаються до нескінченності, нечіткість (і, можливо, неточність) зникає, але це не обов'язково зводить нечітку множину до класичної множини, оскільки належність може досягати вершини у деякому проміжному значенні між 0 та 1. Нечітка множина зводиться до класичної множини лише тоді, коли зникають усі форми невизначеності. Лінійні функції, що використовуються для опису нечітких множин, містять параметри, які можна налаштувати для маніпулювання їхньою формою та положенням [20, 21].

З точки зору семантики, нечіткі множини моделюють невизначеність належності, використовуючи проміжні значення істинності, неточні знання та нечіткість щодо меж між різними нечіткими множинами. Типові операції над множинами включають об'єднання, перетин, доповнення та композицію. Оскільки множини визначаються функціями належності, операції з множинами також можна визначити через функції належності. Для деяких операторів множин використовуються узагальнені символи через множинність реалізацій, які відрізняються своєю математичною придатністю [20, 21].

У теорії класичної логіки виконуються дедуктивні міркування, використовуючи основні правила висновку та заміни, щоб пройти транзитивні зв'язки між передумовами та логічними твердженнями, і або підтверджує заздалегідь визначений висновок, або не робить цього, що є або доказом від суперечності, або означає, що висновок не впливає з наявних передумов. Передумовами є факти із встановленим значенням істинності, а логічні твердження - це передумови, які об'єднуються за допомогою логічних операторів, таких як І, АБО, НЕ або імплікація. Правила заміни забезпечують логічно еквівалентні перетворення логічних тверджень, тоді як правила висновку надають шаблони для логічно обґрунтованих міркувань або аргументів.

Логічні оператори мають безліч теоретичних наслідків: наслідком для І є перетин, наслідком для АБО є об'єднання, а наслідком для НЕ є доповнення множини. Логічні оператори можна реалізувати точно так само, як і їхні аналоги. Для положень класичної математичної логіки імплікація $p \rightarrow q$ може бути реалізована як $\text{MAX}[1-p, q]$, де p є антецедентом, q є наслідком і $\mu p \rightarrow q(p, q) \in \{0, 1\}$. Використовуючи принцип розширення Заде, який аналогічно індукує зв'язок між нечіткими та нечіткими змінними, нечітка імплікація $A \rightarrow B$ може бути реалізовано як $\text{MAX}[1-\mu A(x), \mu B(y)]$, де $\mu A \rightarrow B(x, y) A \rightarrow B \in [0, 1]$. Нечітка логіка може виконувати дедуктивні та індуктивні міркування там, де висновки не підтверджуються абсолютно передумовами та спирається на одне правило виведення [20, 21].

Компонент дефаззифікатора перетворює нечітку множину механізму логічного висновку на репрезентативне дискретне значення. Вичерпний підхід, який називається центроїдною дефаззифікацією, обчислює середньозважене значення ступенів належності у дискретизованій вихідній області. Цей дефаззифікатор вважається обчислювально ресурсоемним, оскільки він базується на обчисленні усіх виходів правил та дискретизації вихідної області. Менш обчислювально затратні дефаззифікатори замінюють об'єднання арифметичною операцією або використовують евристики, що абстрагують деталі. Існує безліч альтернатив, але ті, що включені в це дослідження, включають: бісектрису площі, яка визначає точку у вихідній області, що порівну ділить загальну площу вихідної нечіткої множини на дві рівні частини; та середнє значення середнього дефаззифікатора, яке визначає максимальне значення або, у випадку плато на цьому максимумі, визначає середню точку цього плато.

При використанні у завданнях прийняття рішень лише Байєсовського підходу виникає проблема у випадках, коли невідомі точні значення апріорних ймовірностей. Щоб усунути цю прогалину, у статті пропонується використовувати Z-числа, які дозволяють знайти оцінки невідомих ймовірностей з певним ступенем достовірності (надійності). Ці оцінки є нечіткими розширеннями деяких ймовірнісних розподілів, оперування з якими відбувається з урахуванням принципу розширення, запропонованого професором Лотфі Заде.

Програмна реалізація. На основі запропонованого вище підходу було розроблено програмний комплекс класифікації суб'єктів фінансового моніторингу. У загальному (ідеальному)

випадку задача, що розглядається, є задачею бінарної класифікації, тобто визначення за набором вхідних параметрів належності об'єкта одному з двох класів. Проте, за реальних ринкових умов, неможливо достовірно класифікувати об'єкти чітко на два класи. Саме тому, запропонований вище метод на основі байєсівсько-ймовірнісного підходу з використанням нечіткої логіки, краще застосовний до класифікації об'єктів за реальних ринкових умов.

Об'єкти, для яких використовується запропонований метод, володіють 8 параметрами. Значення даних параметрів, після процесу нормалізації, знаходяться у відрізку $[0, 1]$. Таким чином, перший шар розробленої мережі складається з 8 нейронів. Експериментальним шляхом підібрана архітектура мережі, що складається з 4 шарів з кількістю нейронів 8-50-30-15-2 з функціями активації [22] (рис. 1).

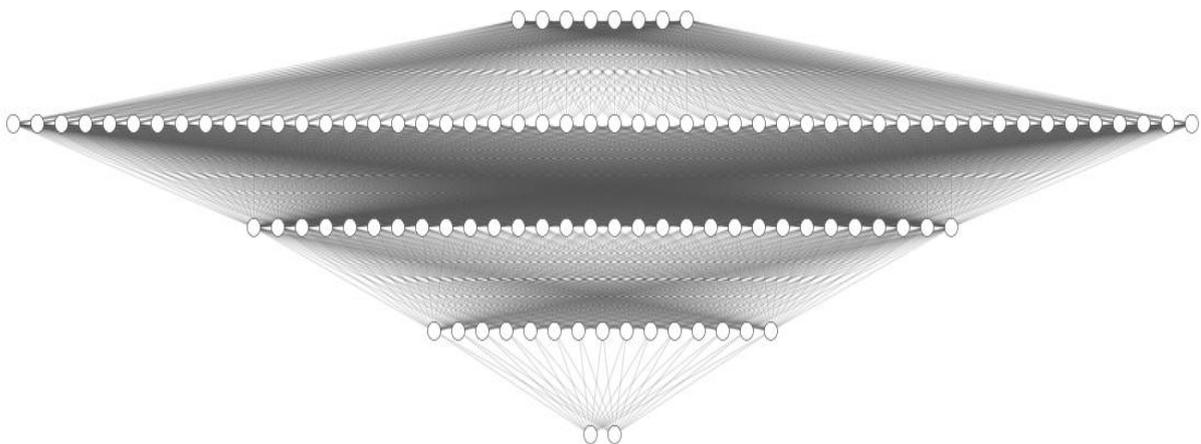


Рис. 1. Схематичне відображення архітектури мережі

Результати тренування та валідації підтверджують високу точність розробленої мережі (рис. 2). Значення точності 95,24%, значення втрат 13%.

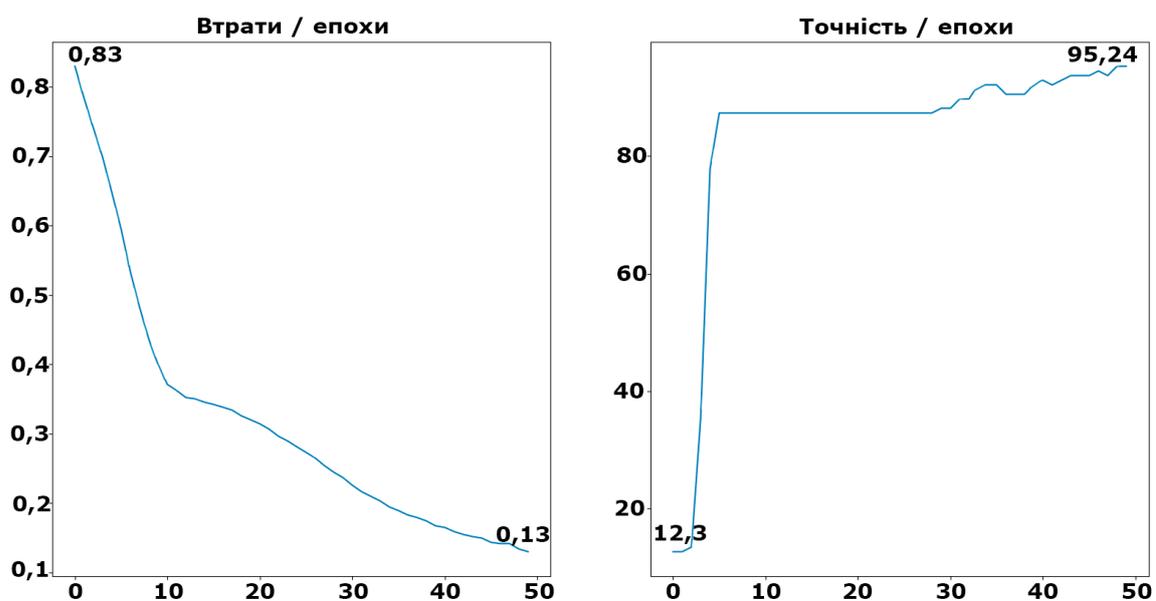


Рис. 2. Точність та втрати розробленої мережі

Порівняємо отримані результати з мережами прямого поширення при різних значення кількості нейронів, шарів та класичних функцій активації (таблиця, рис. 3-б).

Результат тренування мереж

Код мережі	Кількість нейронів	Функція активації	Втрати, %	Точність, %
M1	8-50-15-2	tanh-relu-self	16	90,48
M2	8-30-15-2	tanh-sigmoid-self	23	87,3
M3	8-30-15-2	relu-relu-self	20	88,8
M4	8-30-2	relu-self	31	87,3

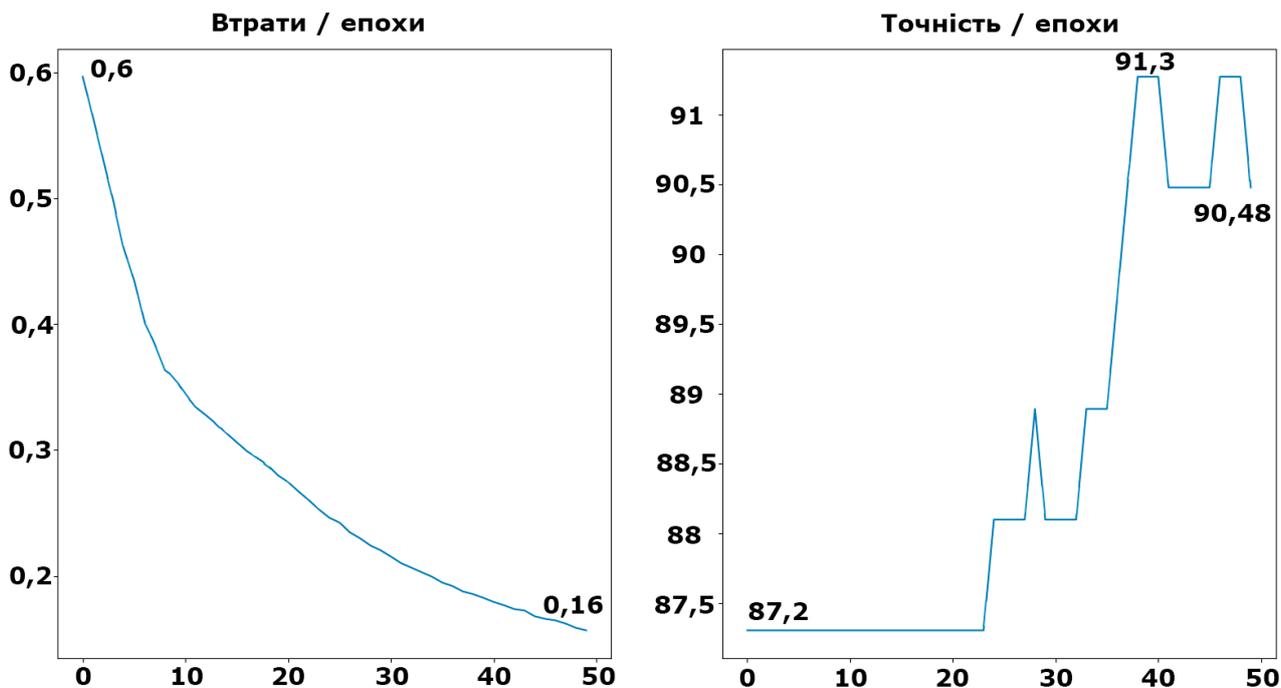


Рис. 3. Точність та втрати мережі M1

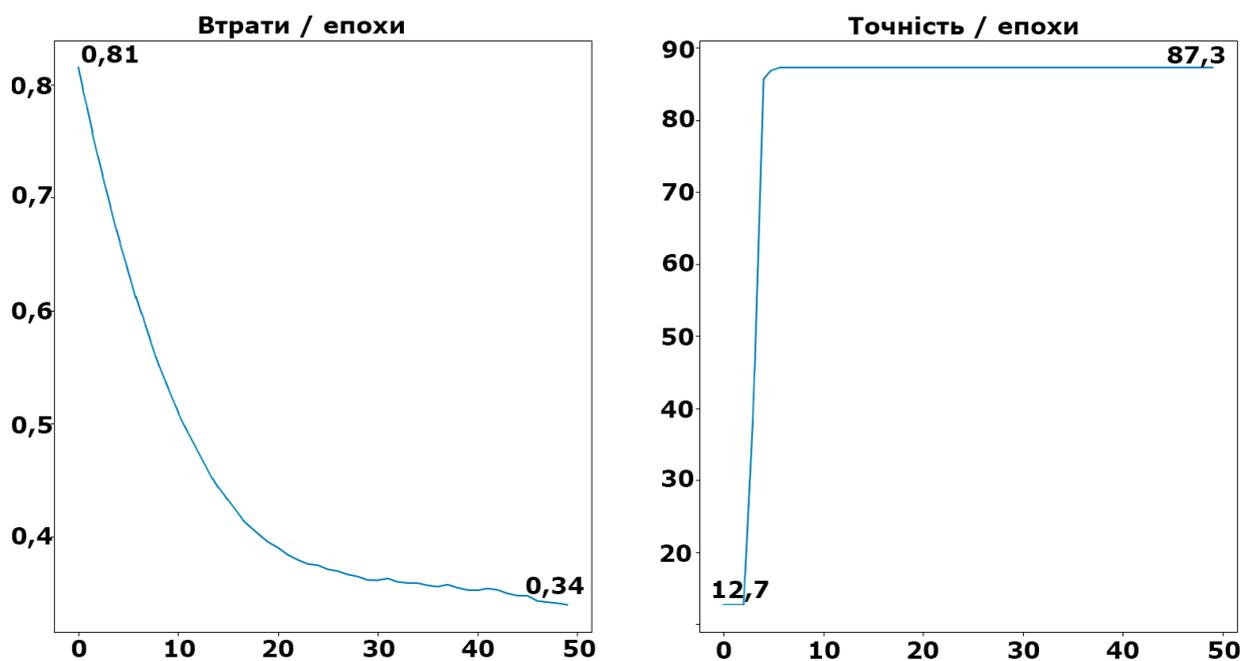


Рис. 4. Точність та втрати мережі M2

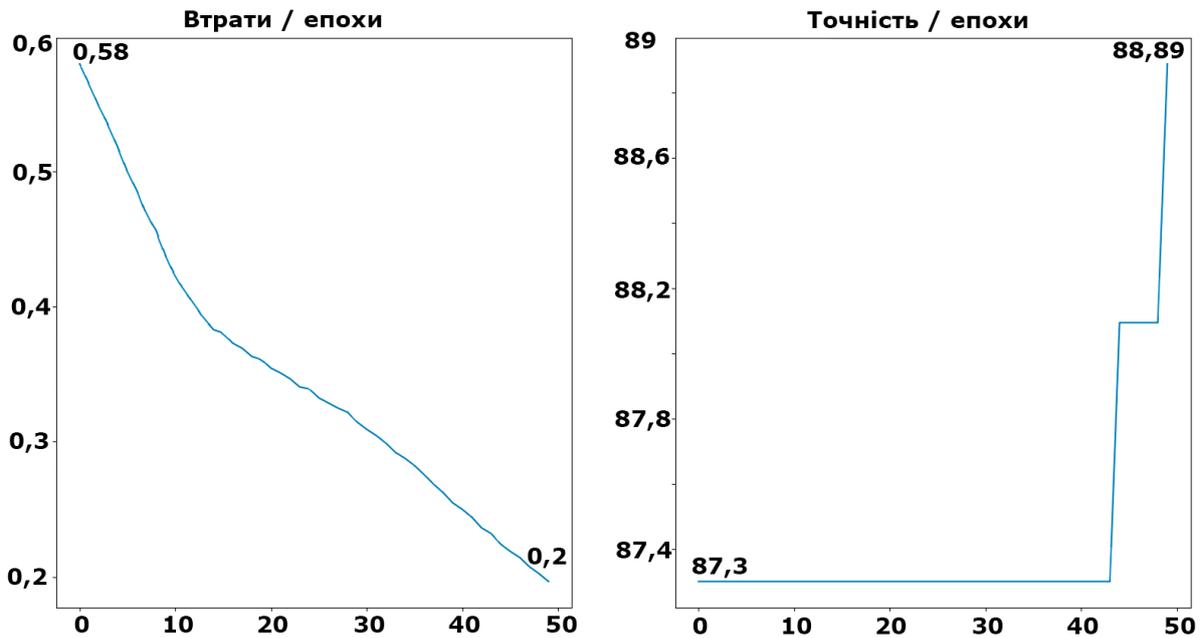


Рис. 5. Точність та втрати мережі М3

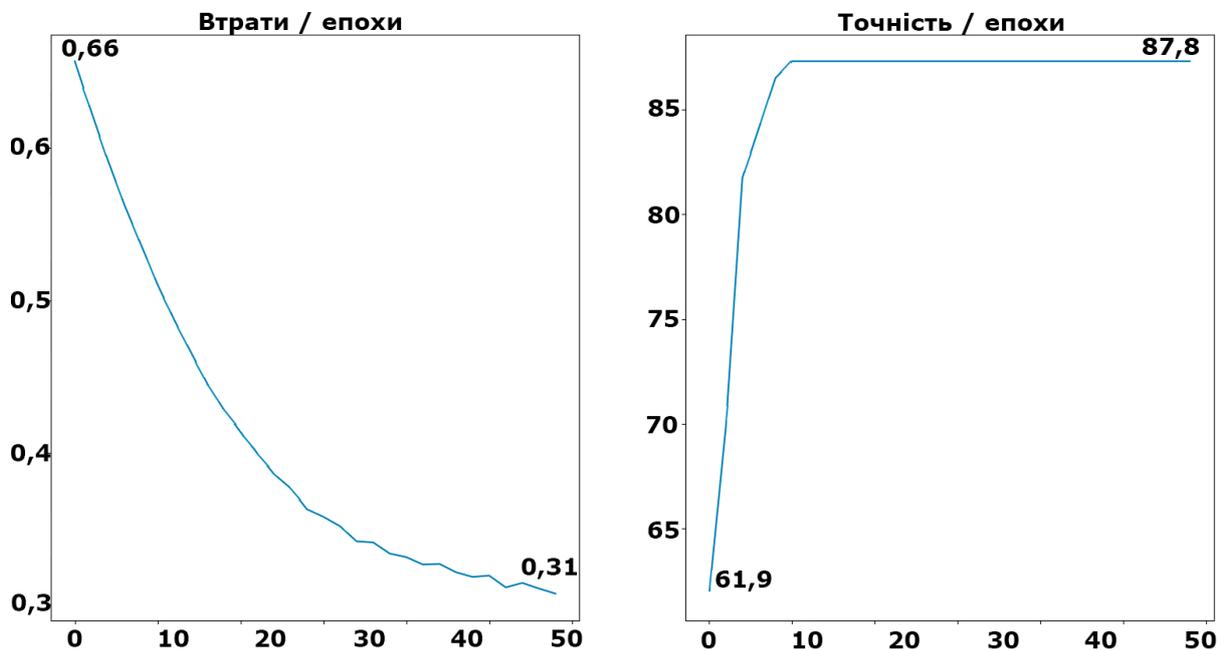


Рис. 6. Точність та втрати мережі М4

Скачки точності, що особливо виразно представлені на рис. 3-6, свідчать про перетренованість та невідповідність даних та функцій активації. Таким чином, розроблена мережа на основі байєсівсько-ймовірнісного підходу з використанням нечіткої логіки найкраще підходить для задачі, що вирішується (рис. 7).

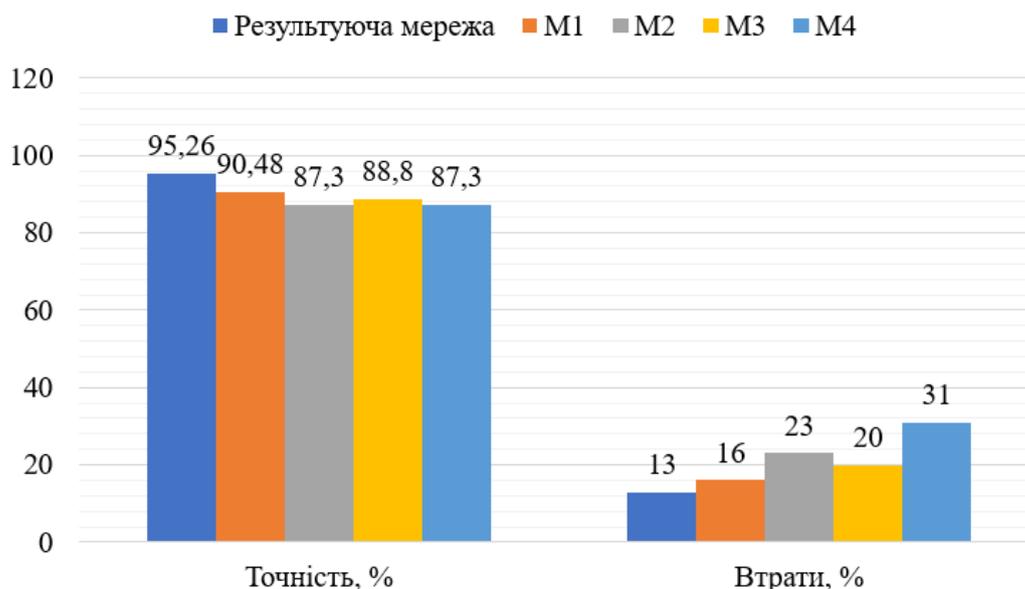


Рис. 7. Порівняння точності та втрат розроблених мереж

Програмний продукт, у якому реалізовано розроблену результуючу нейронну мережу, було створено з використанням мови програмування Python. Мову Python обрано тому, що вона є скриптовою, що дозволяє виконувати програмний продукт за потреби без додаткової компіляції. Важливою перевагою розробленого програмного продукту є його кросплатформність, яка забезпечує стабільну роботу програми незалежно від операційної системи користувача. Шляхи до вхідних даних для класифікації та до файлу, у який записуються результати роботи програми, задаються у конфігураційному файлі, що забезпечує гнучкість налаштування програмного продукту та простоту використання.

Висновки

Розроблена у статті нейромережева реалізація байєсівської логіко-імовірнісної моделі нечіткого висновку забезпечує ефективну підтримку прийняття рішень у системах фінансового моніторингу за умов змішаної невизначеності. Використання Z-чисел як носіїв знань дало змогу одночасно враховувати нечіткість, стохастичну природу даних та рівень достовірності інформації, що підвищує точність і надійність аналітичних оцінок. Запропонована концепція гнучкої програмної архітектури з базовими сценаріями достовірності демонструє здатність інтегруватися з банківськими інформаційними системами, сприяючи виявленню фінансових зловживань і підвищенню рівня безпеки банківських операцій. Також у статті представлено розроблену нейронну мережу та проведено порівняння результатів її роботи з чотирма іншими моделями. Отримані результати демонструють переваги запропонованого підходу, зокрема підвищену точність класифікації та стабільність навчання. Розроблений програмний продукт реалізує запропоновану модель, забезпечує зручність у використанні, кросплатформність та гнучке налаштування параметрів через конфігураційний файл. Таким чином, запропоноване рішення підтверджує ефективність застосування розробленої нейронної мережі для поставленої задачі та може бути використане як основа для подальших досліджень і вдосконалення методів обробки даних.

Список літератури

1. Закон України «Про запобігання та протидію легалізації (відмиванню) доходів, одержаних злочинним шляхом, фінансуванню тероризму та фінансуванню розповсюдження зброї масового знищення» [Електронний ресурс] / Кабінет Міністрів України, Міністерство фінансів України. – Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/361-20>
2. Action plan for improving the national system of financial monitoring based on the results of the 5th round of assessment of Ukraine by the MONEYVAL Committee of the Council of Europe

- [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://fiu.gov.ua/pages/dijalnist/koordinacija/koordinaciini-plani/plan-dii-sczodoudoskonalennja-nacionalno-sistemi-finansovogo-monitoringu-za-rezultatami-5go-raundu-ocinkiukrani-komitetom-MONEYVAL.html>
3. FATF Recommendations [Електронний ресурс] // Financial Action Task Force (FATF): вебсайт. – Режим доступу: <https://www.fatf-gafi.org/publications/fatfrecommendations/>
 4. Weber M., Chen J., Suzumura T., Pareja A., Ma T., Kanezashi H., Kaler T., Leiserson C.E., Schardl T.B. Scalable graph learning for anti-money laundering: a first look [Електронний ресурс]. – arXiv:1812.00076, 2018. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1812.00076>
 5. Gao S., Xu D. Conceptual modeling and development of an intelligent agent-assisted decision support system for anti-money laundering // Expert Systems with Applications. – 2009. – Vol. 36, Issue 2. – P. 1493–1504. – Режим доступу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417407005891>
 6. Про організацію заходів із забезпечення інформаційної безпеки в банківській системі України [Електронний ресурс] : положення, затв. Постановою Правління НБУ від 28 вересня 2017 р. № 95. – Режим доступу: <https://bank.gov.ua/document/download?docId=56426049>
 7. Leonov S., Yarovenko H., Boiko A., Dotsenko T. Information System for Monitoring Banking Transactions Related to Money Laundering // Experimental Economics and Machine Learning for Prediction of Emergent Economy Dynamics: Proc. 8th Int. Conf. on Monitoring, Modeling & Management of Emergent Economy (M3E2 2019). – 2019. – P. 297–307. – Режим доступу: <http://lib.iitta.gov.ua/716845/1/papers.pdf>
 8. Petrivskiy Y., Derkach V., Kravchuk O., Petrivskiy V. Principles and Algorithms for Creating Automated Intelligent Control Systems of Electronic Banking // Selected Papers of the IX Int. Sci. Conf. "Information Technology and Implementation". – Workshop Proc., vol. 3384. – CEUR-WS.org, 2023. – P. 219–226. – ISSN 1613-0073. – Режим доступу: <https://ceur-ws.org/Vol-3384/>
 9. Petrivskiy Y., Petrov P., Derkach V., Petrivskiy V. Basic Scenario Reports and Information Algorithms Intelligent System of Financial Monitoring // Selected Papers of the X Int. Sci. Conf. "Information Technology and Implementation". – Workshop Proc., vol. 3646. – CEUR-WS.org, 2024. – P. 43–52. – ISSN 1613-0073. – Режим доступу: <https://ceur-ws.org/Vol-3646/>
 10. Wang Y., Fu Y., Lin H., Sun Q., Scartezzini J.L., Wennersten R. Uncertainty modeling of household appliance loads for smart energy management // Energy Reports. – 2021. – Vol. 8, No. 1. – P. 232–237. – DOI: 10.1016/j.egy.2021.11.097
 11. Judge M.A., Manzoor A., Maple C., Rodrigues J.J.P.C., Islam S. Price-based demand response for household load management with interval uncertainty // Energy Reports. – 2021. – Vol. 7. – P. 8493–8504. – DOI: 10.1016/j.egy.2021.02.064
 12. Pei Z., Ma Y., Wu M., Yang J. Study on Load-Participated Demand Response Model Based on Load Aggregator // Frontiers in Energy Research. – 2021. – Vol. 9, No. 4. – DOI: 10.3389/fenrg.2021.797979
 13. Wang L., Hou Ch., Ye B., Wang X., Yin Ch., Cong H. Optimal Operation Analysis of Integrated Community Energy System Considering the Uncertainty of Demand Response // IEEE Transactions on Power Systems. – 2021. – Vol. 36, No. 4. – P. 3681–3691. – DOI: 10.1109/TPWRS.2021.3051720
 14. Lu L., Goerlandt F., Banda O.A., Kujala P. Developing fuzzy logic strength of evidence index and application in Bayesian networks for system risk management // Expert Systems with Applications. – 2022. – Vol. 192. – P. 116374. – DOI: 10.1016/j.eswa.2021.116374
 15. Lakehal A. Bayesian graphical model based optimal decision-making for fault diagnosis of critical induction motors in industrial applications // Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences. – 2020. – Vol. 68, No. 3. – P. 467–476. – DOI: 10.24425/bpasts.2020.133374
 16. Shirsat K.P., Bhole G.P. Fuzzy Bayesian context-aware system to reduce electricity consumption // International Journal of Information Technology. – 2021. – Vol. 13, No. 2. – P. 447–452. – DOI: 10.1007/s41870-020-00570-1
 17. Sumaiti A., Konda S.R., Panwar L., Gupta V., Kumar R., Panigrahi B.K. Aggregated Demand Response Scheduling in Competitive Market Considering Load Behavior Through Fuzzy Intelligence

// *IEEE Transactions on Industry Applications*. – 2020. – Vol. 56, No. 4. – P. 4236–4247. – DOI: 10.1109/TIA.2020.2988853

18. Copi I., Cohen C. *Introduction to Logic*. – Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2001. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://books.google.com/books?id=CbU7PgAACAAJ>

19. Mendel J. *Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems: Introduction and New Directions*. – Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 2001. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://books.google.com/books?id=j3NQAAAAAMAAJ>

20. Klir G., Clair U., Yuan B. *Fuzzy Set Theory: Foundations and Applications*. – Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, 1997. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://books.google.com/books?id=DNxQAAAAAMAAJ>

21. Mendel J.M. Type-2 fuzzy sets: Some questions and answers // *IEEE Connections*. – 2003. – Jan. – P. 10–13.

22. Zhen, L., Zhang, Y., & Zhang, X. *An Intelligent Risk Assessment Model for Money Laundering Detection in Financial Systems* // *International Journal of Business and Social Science*. – 2010. – Vol. 1, No. 10. – P. 115–120. – Режим доступу: <https://www.ijbsac.org/wp-content/uploads/papers/v1i10/J00441011015.pdf>

Y. Petrivskyi, V. Derkach, O. Kravchuk, V. Petrivskyi

APPLICATION OF FUZZY BAYESIAN LOGICAL-PROBABILITY MODELING ALGORITHMS IN CREATING CROSS-PLATFORM FINANCIAL MONITORING SOFTWARE

A decision support model in the field of financial monitoring is proposed, based on a neural-network implementation of the Bayesian logical-probabilistic model of fuzzy inference. The approach employs Z-numbers whose components represent fuzzy extensions of probability distributions, enabling simultaneous consideration of two key types of uncertainty – fuzziness and randomness – together with the reliability of incoming information. This makes the model suitable for complex environments in which data are incomplete, inconsistent or derived from heterogeneous sources. Such conditions are typical for financial monitoring systems, where operational decisions must be made on the basis of dynamically changing data flows and varying levels of confidence in the information received. The proposed model integrates elements of fuzzy logic, probabilistic reasoning and neural network approximation, which allows the system to adaptively learn decision patterns and improve the accuracy of assessments under mixed uncertainty. The neural-network component enhances the model's ability to generalize and recognize latent structures in transactional behavior, while the Bayesian framework maintains interpretability and supports transparent reasoning about risks. An illustrative example demonstrates the operation of the model for detecting atypical financial behavior, confirming its effectiveness in supporting expert decision-making within dynamic monitoring tasks and in situations where traditional deterministic rules fail to capture subtle deviations. Conceptual principles for constructing a flexible software architecture are presented. The software framework employs seventeen basic reliability scenarios that serve as criteria for evaluating information trustworthiness, enabling the system to integrate seamlessly with diverse banking products (including the bank operating day environment). This ensures comprehensive testing, identification of abnormal transactions, and detection of potential abuses in banking practice. The developed crossplatform application is described, highlighting its modular structure, scalability, and suitability for implementation in contemporary financial monitoring systems. The architecture also allows for extension with additional analytical modules and supports the integration of external data sources, making the solution adaptable to evolving regulatory requirements and new patterns of financial risk.

Keywords: Bayesian logical-probabilistic model; financial monitoring; criterion algorithm; neural network model; fuzzy logic; crossplatform programming.

Надійшла до редакції: 13.10.2025

Прийнята до друку: 01.12.2025

Опубліковано: 27.02.2026

© 2026 Петрівський Я. Б., Деркач В. І., Кравчук О. А., Петрівський В. Я. Цей матеріал ліцензовано за умовами CC BY 4.0. <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>