

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНКА ВПРОВАДЖЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ ФОРМУВАННЯ ПРОГНОЗУ ПОГАШЕННЯ КРЕДИТІВ У СФЕРІ КРЕДИТУВАННЯ ФІЗИЧНИХ ОСІБ

У статті розглянуто можливість застосування інструментарію штучного інтелекту, зокрема нейромереж, для формування прогнозу щодо характеру погашення кредиту позичальником-фізичною особою. Проведено дослідження на адекватність роботи спроектованої нейромережі та співставлено одержані результати з відповідними фактичними даними. Визначено основні ознаки «надійних» та «ненадійних» позичальників.

В статье рассмотрена возможность применения инструментария искусственного интеллекта, в частности нейросетей, для формирования прогноза по характеру погашения кредита заемщиком-физическим лицом. Проведено исследование на адекватность работы спроектированной нейросети и сопоставление полученных результатов с соответствующими фактическими данными. Определены основные признаки «надежных» и «ненадежных» заемщиков.

In this paper the possibility of applying the tools of artificial intelligence, particularly neural networks to forecast the formation of the nature of the loan by the borrower – a natural person. In addition, a study on the adequacy of the designed neural network and compare the results with relevant evidence. Identifies the key features of «reliable» and «unreliable» borrowers.

Ключові слова: нейронна мережа, архітектура мережі, алгоритм навчання, вектор градієнта поверхні помилок.

В Україні, де частка проблемних кредитів у докризовий період становило 12%, а в період кризи вона перевищила 25% від загального обсягу портфеля споживчого кредитування, змушує фінансово-кредитні установи розробляти нові або вдосконалювати існуючі методи аналізу платоспроможності позичальників з метою зменшення впливу кредитного ризику на свою діяльність у сфері кредитування [1].

Метою статті є дослідження застосування нейромережі, що дозволяє прогнозувати характер погашення наданого кредиту у сфері кредитування фізичних осіб.

Недосконалість статистичної інформації, яка використовується при аналізі фінансового стану позичальника, її нечіткість, іноді навіть суперечливість, може призвести до одержання незадовільних результатів, адже саме якість вхідної інформації нерідко визначає адекватність роботи моделі [2].

Для розв'язання цього завдання доцільно застосувати інструментарій штучного інтелекту – нейронні мережі, які дозволяють встановити нелінійні зв'язки між вхідною та вихідною змінними.

Нейронна мережа – це клас моделей, заснованих на біологічній аналогії з мозком людини та призначені для розв'язку різнопланових задач аналізу, після проходження етапу навчання на наявних даних [3].

При побудові нейромережі, в якості вхідної інформації, нами використовувались дані з анкет позичальників, а також дані одержані кредитним експертом під час проведення співбесіди. До складу вхідних змінних включено 7 показників, які характеризують фінансовий та соціальний

стан позичальника. Всі вхідні змінні відображаються у вигляді точок (нейронів), а лінії, які їх зв'язують – зв'язки між нейронами (синапси) (рис. 1).

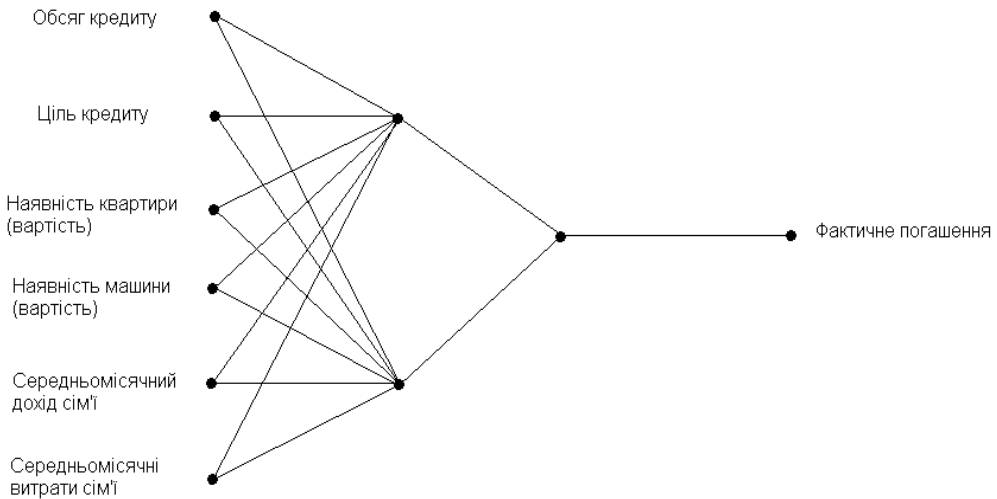


Рис. 1. Графічне представлення нейромережі

Вихідною змінною даної мережі є бінарна змінна «Фактичне погашення», яка вказує на характер погашення позичальником наданого йому кредиту. Вона може приймати одне з п'яти значень: 1) позичальник повністю виконав свої зобов'язання та вчасно погасив кредит; 2) кредит погашений в повному обсязі але був раз чи декілька разів пролонгований. Загальний термін пролонгації не перевищував 90 днів; 3) кредит погашений в повному обсязі але позичальник систематично порушував графік платежів. Загальний термін пролонгації перевищив 90 днів; 4) кредит був переведений у розряд проблемних. Клієнт частково не погасив кредит; 5) кредит був переведений у розряд безнадійних. Позичальник не погасив кредит.

У процесі навчання створеної нейромережі використовувався підхід, при якому структура мережі задається апріорною, а мережа навчається шляхом настроювання матриці зв'язків між нейронами. Обчислення значень вагових коефіцієнтів проводилось шляхом вирішення нейромережею задач, в яких потрібна відповідь визначалась не за правилами, а за допомогою прикладів, згрупованих у навчальну множину.

При зміні значень вагових коефіцієнтів між нейронами, крім поточної зміни ваги, додано вектор зміщення (1) [4].

$$\Delta W_{ij}(t+1) = \mu \cdot \Delta W_{ij}(t) - (1 - \mu) \varepsilon \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \quad (1)$$

де μ – число в інтервалі (0;1), яке задається користувачем.

У результаті проведених досліджень визначено, що найкращі результати

були одержані при застосуванні мережі, що складається з двох прихованих шарів (рис. 1), а в якості алгоритму навчання використано Back-Propagation (табл. 1). У даному алгоритмі обчислюється вектор градієнта поверхні помилок, який вказує напрям найкоротшого шляху по поверхні з даного вузла. Якщо рухатись вздовж даного вектора, то значення помилки буде зменшуватись.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика результатів навчання нейромереж різного типу

№ випробування	Кількість прихованих шарів	Алгоритм навчання	Середня помилка розпізнавання навчальної вибірки (розпізнано об'єктів у %)	Середня помилка розпізнавання тестової вибірки (розпізнано об'єктів у %)
1	1	Back-Propagation	0,043 (82,14)	0,027 (99,7)
2	2	Back-Propagation	0,021 (96,43)	0,011 (100)
3	3	Back-Propagation	0,036 (85,71)	0,022 (99,8)
4	1	Resilient Propagation	0,033 (95,1)	0,029 (99,7)
5	2	Resilient Propagation	0,025 (96,3)	0,026 (99,7)
6	3	Resilient Propagation	0,032 (95,4)	0,036 (99,4)

Спроектвана нейромережа дозволяє структурувати кредитний портфель комерційного банку у сфері кредитування фізичних осіб за основними ознакам. Однією з найбільш значущих є диверсифікація за характером погашення кожної окремої позики, що входить до складу кредитного портфеля комерційного банку.

Для перевірки роботи нейромережі та для аналізу відповідності одержаних результатів, у програму були внесені дані із анкети одного із позичальників: обсяг кредиту – 28 000; вид кредиту – споживчий; квартири у власності позичальник не має; оціночна вартість автомобіля, яким володіє позичальник – 67700 грн.; середньомісячні доходи та витрати сім'ї становлять відповідно 3200 грн. та 1500 грн.; позичальник раніше кредитом не користувався (кредитна історія відсутня). У результаті роботи мережі ми одержали результат 3. Це свідчить про те, що позичальник повністю розрахувався за кредитом, включаючи і відсотки, які були нараховані за користування ним, але протягом терміну кредитування, систематично порушував графік платежів.

У кредитній історії цього позичальника вказано, що протягом терміну кредитування ним допускались порушення графіку платежів, але вони не були систематичними, а кредит було погашено вчасно та в повному обсязі.

Таким чином, в результаті застосування нейромережі, ми одержали результат, який є дещо нижчим за фактичний. Однак, дану неточність не можна вважати помилкою, оскільки дана модель є допоміжним засобом у прийнятті рішення

На основі анкетних даних спрогнозуємо характер погашення кредиту позичальником, який частково не погасив кредит. Для цього використаємо

дані його кредитної історії: обсяг кредиту – 125 000 на придбання автомобіля; оціночна вартість квартири – 327 000 грн.; середньомісячні доходи та витрати сім'ї становлять відповідно 4100 грн. та 2000 грн.; позичальник раніше кредитом не користувався (кредитна історія відсутня). Ввівши дані, ми одержимо результат – 5 (рис. 2). Це свідчить про те, що кредит був переведений до групи безнадійних, тобто позичальник його не погасив.

Згідно з даними кредитної історії позичальник частково не погасив кредит та відсотки за користування ним, неодноразово допускав порушення графіку платежів, у результаті чого був переведений до групи проблемних.

У такому випадку, результат одержаний при використанні даної нейромережі збігається із фактичним значенням.

Використовуючи дану модель при аналізі надійності позичальника, кредитний експерт одержує можливість, на основі історичного досвіду, спрогнозувати характер погашення кредиту позичальником та при необхідності провести додаткові дослідження його надійності.

Згідно з прикладами, які ми розглянули, та після порівнянь одержаних результатів з фактичними, можна зробити висновок, що розроблена нами нейромережа дає можливість не тільки спрогнозувати характер погашення кредиту, але й опосередковано визначати варто чи ні надавати кредит позичальнику.

Поле	Значення
Входные	
12 Сума кредиту	125000
12 Ціль кредиту	1
12 Наявність кварт...	327000
12 Наявність машин...	0
12 Середньомісячні...	4100
12 Середньомісячні ...	2000
12 Кредитна історія	0
Выходные	
12 Фактичне погаш...	5

Рис. 2. Визначення характеру погашення кредиту ненадійним позичальником

В умовах тінізації вітчизняної економіки дані, які надані позичальником для аналізу, часто можуть не відповідати дійсності, внаслідок чого аналіз надійності позичальника, який проводить кредитний експерт, використовуючи існуючі статистичні методи, може давати помилкові результати. Розроблена ж нами модель ґрунтується на реальних кредитних історіях, визначаючи нелінійні зв'язки між вхідними кількісними і якісними змінними та кінцевим результатом, що є суттєвою перевагою даної моделі порівняно з іншими, які широко використовуються комерційними банками у розрахунку надійності

позичальників.

У результаті проведених досліджень роботи нейромережі визначено, що найбільш надійними позичальниками, які повністю та вчасно сплатили кредит є ті, у яких доходи сімей перевищують їхні витрати, формуючи тим самим фінансову базу для здійснення платежів по кредитних зобов'язаннях. Щодо якісних показників позичальника, то основним є значення його кредитної історії. Так, позичальники, які в минулому добросовісно виконували умови кредитного договору, з великою ймовірністю продовжать дотримуватись фінансової дисципліни і в майбутньому.

Що ж стосується позичальників, які частково чи повністю не виконали умов кредитного договору, а кредити переведені до групи проблемних або безнадійних, то значення їхніх фінансових показників є значно нижчими за відповідні показники надійних позичальників. Значення кредитної історії таких позичальників є відсутньою або негативною.

Крім того можна стверджувати, що надійним позичальником є фізична особа з вищою або середньо-спеціальною освітою, що взяла кредит до 80 000 грн. на придбання автомобіля або інші споживчі цілі, обов'язково має у власності квартиру та/або машину, а різниця між середньомісячними доходами та витратами сім'ї перевищує 4 500 грн., кредитна історія бездоганна або відсутня.

До ненадійних позичальників можна віднести фізичну особу, яка взяла середній або великий за обсягом кредит (понад 80 000 грн.), без вищої освіти, може мати у власності квартиру та/або машину, різниця між середньомісячним доходом та витратами сім'ї не перевищує 3 600 грн. та з негативною або знову ж таки відсутньою кредитною історією.

У процесі аналізу одержаних результатів виявлено, що значна частина позичальників, які взяли кредит розміром до 20 000 грн. на споживчі цілі, повністю розрахувались за своїми зобов'язанням. Кредити, обсяг яких знаходиться в межах від 20 000 до 80 000 грн. були погашені лише позичальниками, у яких кредитна історія бездоганна.

Одержані результати дають можливість стверджувати, що залучення позичальників шляхом видачі кредитних карток, ліміт яких не перевищує 20000 грн., дасть можливість розширити кредитний портфель комерційного банку, залишаючи рівень його ризику в допустимих межах.

Оскільки досить багато потенційних позичальників одержують неофіційний дохід, то при оцінці їх надійності особливу увагу слід звертати саме на їхню якісну характеристику, зокрема на аналіз кредитної історії. Зважаючи на це, найважче аналізувати потенційного позичальника, який раніше не користувався кредитами. Тому банк з метою зменшення кредитного ризику вимагатиме від такого клієнта додаткову ліквідну заставу або представити поручителя, який є клієнтом даної фінансово-кредитної установи та надійність якого не викликає сумнівів. Якщо ж керівництво установ, а особливо тих, які

дотримуються агресивної кредитної політики, не застосовуватимуть запропонованих застережних заходів, то вони ризикують перевести даний кредит до категорії проблемних або й взагалі безнадійних. Якщо така ситуація набуде систематичного характеру, то такі установи можуть втратити свій рівень платоспроможності.

Таким чином, спроектована нейромережа, призначена для прогнозування характеру погашення кредитів потенційними позичальниками, дає можливість визначити «надійних» та «ненадійних» позичальників на основі лише семи факторів, які визначають фінансовий та соціальний стан позичальника та використовуються в якості вхідної інформації при роботі мережі.

Суттєвою перевагою розробленої моделі є її можливість встановлювати, на перший погляд, неявні та нелінійні зв'язки між вхідними та вихідною змінними, що свідчить про широкі можливості практичного застосування розробленої нейромережі.

Суттєвим недоліком даного дослідження та аналізу кредитних ризиків є відсутність інформації про позичальників, яким було відмовлено у видачі кредиту. Адже, як наслідок, ми не маємо можливості дізнатись, чи повернув би він виданий кредит вчасно.

Слід також зазначити, що використання програм, які мають можливість працювати на основі методу нейронних мереж, не потребує багато часу та суттєвих фінансових затрат на їх впровадження у роботу кредитної організації, що, без сумніву, є ще однією перевагою у використанні цих технологій у сфері аналізу кредитних ризиків.

Отже, побудована нейромережа дозволяє прогнозувати характер погашення кредиту протягом всього терміну кредитування. Функціонування механізму нейромережі, на відміну від статистичних методів, базується на виявленні складної нелінійної залежності між кількісними та якісними показниками позичальника-фізичної особи. В якості статистичних даних, за якими будувалась нейронна мережа, використано кредитні історії позичальників комерційного банку. Перевага у застосуванні нейромережі пов'язана з відсутністю суб'єктивних чинників при здійсненні розрахунків, які властиві сучасним методикам оцінки кредитоспроможності. Невеликий відсоток помилки навчання нейромережі є допустимим і свідчить про адекватність роботи мережі.

Список використаних джерел:

1. Івасів Б. С. Гроші та кредит / Б.С.Івасів. – Тернопіль: Карт-бланш, Київ: Кондор, 2008. – 528 с.
2. Алтунин А.Е. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях / А.Е.Алтунин, М.В.Семухин. – Тюмень: Изд-во Тюменского государственного университета, 2000. – 352 с.
3. Барсегян А.А. Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining / А.А.Барсегян, М.С.Куприянов. – СПб.: БХВ, 2004. – 336с.
4. Руденко О.Г. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник / О.Г.Руденко, Є.В.Бодяньський. – Харків: Компанія СМІТ, 2006. – 404 с.