

ВИБІР АРХІТЕКТУРИ НЕЙРОМЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ НАДІЙНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ-ФІЗИЧНИХ ОСІБ

С. С. Савіна

Кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри економіко-математичного моделювання
Державний вищий навчальний заклад «Київський національний
економічний університет імені Вадима Гетьмана»
проспект Перемоги, 54/1, м. Київ, 03680, Україна
s.savina@mail.ru

В. П. Бень

Провідний спеціаліст
Акціонерне товариство «МОТОР СІЧ»
проспект Моторобудівників, 15, м. Запоріжжя, 69068, Україна
benchik1985@yandex.ru

Стаття присвячена пошуку архітектури нейромережі, здатної найбільш ефективно здійснювати оцінку кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб. Досліджено такі види архітектур нейронних мереж, як тришаровий перцептрон і радіально-базисна мережа, розглянуто питання вибору їх оптимальної конфігурації. Проведено порівняльний аналіз ефективності застосування окремих нейронних мереж різної архітектури і конфігурацій та утвореного з трьох найкращих нейромереж комітету експертів. Запропоновано підхід узагальнення результатів роботи окремих моделей у комітеті. Проведені розрахунки підтвердили, що поєднання кількох моделей у комітет дає змогу компенсувати можливі помилки результату роботи окремих моделей. Висновки з проведеного дослідження та побудовані нейромережеві моделі можуть бути використані банківськими структурами та іншими кредитними установами, зацікавленими в адекватній процедурі оцінки кредитоспроможності фізичних осіб.

Ключові слова. *Оцінка кредитоспроможності, нейромережа, верхня відгука, перцептрон, радіально-базисна мережа, комітет експертів.*

ВЫБОР АРХИТЕКТУРЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ НАДЕЖНОСТИ ЗАЕМЩИКОВ-ФИЗИЧЕСКИХ ЛИЦ

С. С. Савина

Кандидат экономических наук, доцент,
доцент кафедры экономико-математического моделирования
Государственное высшее учебное заведение «Киевский национальный
экономический университет имени Вадима Гетьмана»
проспект Победы, 54/1, м. Киев, 03680, Украина
s.savina@mail.ru

В. П. Бень

Ведущий специалист
Акционерное общество «МОТОР СИЧ»
проспект Моторостроителей, 15, г. Запорожье, 69068, Украина
benchik1985@yandex.ru

Статья посвящена поиску архитектуры нейросети, которая бы наиболее эффективным образом осуществляла оценку кредитоспособности заемщиков-физических лиц. Исследованы такие виды архитектур нейронных сетей, как трехслойный персептрон и радиально-базисная сеть, а также рассмотрены вопросы выбора их оптимальной конфигурации. Проведен сравнительный анализ эффективности применения отдельных нейронных сетей различной архитектуры и конфигураций, а также образованного из трех лучших нейросетей комитета экспертов. Предложен подход обобщения результатов работы отдельных моделей в комитете. Проведенные расчеты подтвердили, что сочетание нескольких моделей в комитете позволяет компенсировать возможные ошибки результата работы отдельных моделей. Выводы из проведенного исследования и построенные нейросетевые модели могут быть использованы банковскими учреждениями и прочими кредитными организациями, заинтересованными в адекватной процедуре оценки кредитоспособности физических лиц.

Ключевые слова. *Оценка кредитоспособности, нейросеть, поверхность отклика, персептрон, радиально-базисная сеть, комитет экспертов.*

SELECTION OF NEURAL NETWORK ARCHITECTURE FOR SOLVING PROBLEM OF BORROWERS-INDIVIDUALS TRUSTABILITY CLASSIFICATION

Svitlana Savina

PhD (Economic Sciences), Docent,
Associate Professor of Department of Economic and Mathematical Modeling
State Higher Educational Establishment
«Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman»
54/1 Peremogy Avenue, Kyiv, 03680, Ukraine
s.savina@mail.ru

Vladyslav Ben'

Leading Specialist
The company «MOTOR SICH»
15 Motorobudivelynykiv Avenue, Zaporizhzhia, 69068, Ukraine
benchik1985@yandex.ru

The article is devoted to the search for the neural network architecture that demonstrates the highest accuracy of assessment of the creditworthiness of borrowers-individuals. There is studied such types of neural network architectures as three-layer perceptron and radial basis function network, as well as the issues of optimal configuration choice. It's carried out a comparative analysis of the effectiveness of individual neural networks of various architectures and configurations, as well as formed «the committee of experts» from three of the best neural networks. The approach of summarizing in the committee of results of individual models calculations is proposed in the article. Experimental research has confirmed that the combination of several models in the committee allows compensating the possible errors of individual models evaluations. The findings from this study and constructed neural network models may be used by banking institutions and other credit organizations interested in an adequate procedure of assessing the creditworthiness of individuals.

Keywords. *Creditworthiness assessment, neural network, response surface, perceptron, radial basis function network, committee of experts.*

JEL Classification: C45, D81

Постановка проблеми

За час використання нейронних мереж у математичному моделюванні складних процесів і систем уже чітко виокремились ті задачі, для яких застосування саме цього інструментарію дає кращий результат порівняно з іншими типами математичних моделей. До таких задач відносяться задачі класифікації (категоризації), прогнозування, розпізнання образів тощо.

Оцінка надійності позичальника банку відноситься якраз до задач класифікації. Найпоширенішим підходом до розв'язання даної задачі є використання логістичної регресії. Широке застосування цього типу моделі обумовлене простотою реалізації та зрозумілою інтерпретацією результатів. При побудові логістичної регресії для визначення скорингової оцінки кредитоспроможності позичальника-фізичної особи вхідними факторами слугують всі доступні для конкретної фінансової установи дані. До переліку таких даних включають як соціально-демографічні показники анкетних даних позичальників-фізичних осіб, так і статистичні дані, що пов'язані з кредитною історією та поточною платіжною дисципліною. Результатом застосування логістичної регресії є значення з інтервалу $[0; 1]$, що інтерпретуються як імовірність невиконання позичальником кредитних зобов'язань. За умови забезпечення повноти та коректності вхідних статистичних чи анкетних даних можна очікувати достатньо точної оцінки кредитоспроможності позичальника в майбутньому.

Однак слід відмітити, що основним недоліком використання логістичної регресії є проблема виникнення мультиколінеарності (наявності тісного кореляційного або лінійного зв'язку між двома чи більше факторами, які включаються у модель). Проблема мультиколінеарності широко досліджена для випадку лінійної регресії, розроблено методи виявлення цього явища та способи зменшення його негативного впливу на модель. Проте для випадку логістичної регресії ця проблема досліджена недостатньо, хоча вона є такою ж актуальною, як і для лінійної регресії. За наявності мультиколінеарності дисперсія оцінок параметрів моделі регресії зростає пропорційно до їх значень, що призводить до нестійкості цих оцінок [1, с. 12]. Найгіршим проявом цієї проблеми є оцінки параметрів з протилежними знаками — тобто виникають випадки, коли знаки отриманих оцінок параметрів при певних факторах моделі протирічать фактичному напрямку впливу дано-

го фактору на залежну змінну. Уникнути проблем, пов'язаних з мультиколінеарністю, можна за рахунок застосування для розв'язання задачі класифікації математичної моделі іншого типу, зокрема, нейронної мережі.

Аналіз останніх джерел і публікацій

Класичний інструментарій оцінки кредитоспроможності позичальників комерційних банків, що використовуються для побудови скорингових моделей, набув суттєвого розвитку в дослідженнях вітчизняних учених: Камінський А. Б. [2, 3], Кишакевич Б. Ю. [4], Писанець К. К. [5]. Останнім часом для розв'язання задач, пов'язаних з кредитною діяльністю комерційного банку, знаходять застосування сучасні методи математичного моделювання, такі як нейронні мережі та нечітка логіка. Так, у роботі Великоіваненко Г. І., Трокоз Л. О. [6] розроблено економіко-математичну модель колекторського скорингу, що ґрунтується на поєднанні інструментарію нечіткої логіки та нейронних мереж. У роботі [7] нейромережі застосовуються для побудови моделі поведінкового скорингу. Аналіз простроченої заборгованості на основі нейромереж здійснюється в роботі [8].

У роботах [6] і [8], присвячених використанню нейромереж для побудови моделей оцінки банківських ризиків, застосовується інструментарій карт самоорганізації Кохонена. В роботі [7] скорингові моделі ґрунтуються на багат шаровому перцептроні. Однак, залишається актуальною низка питань, які неминуче виникають при використанні штучних нейронних мереж для розв'язання будь-якого класу задач. Перш за все, це питання вибору архітектури нейромережі, а також оптимізація конфігурації для вже обраної архітектури. Важливими аспектами, що впливають на якість нейромережових моделей, є також питання формування навчальної та тестової вибірок для проведення навчання нейромереж.

Мета і завдання дослідження

Метою роботи є побудова нейронних мереж різної архітектури для розв'язання задачі оцінки надійності позичальників-фізичних осіб і проведення експериментального дослідження з вибору найадекватнішої з них.

Основним завданням роботи є вибір найкращої архітектури нейромережі та дослідження впливу зміни її конфігурації на точність класифікації позичальників за рівнем ризику дефолту за кредитними зобов'язаннями. В роботі також досліджується питання використання комітету моделей, як альтернативи застосування лише одної нейронної мережі.

Виклад основного матеріалу

Штучна нейромережа виконує певну послідовність дій з перетворення вхідних даних у вихідні: кожен нейрон отримує сигнали через кілька вхідних з'єднань, що мають певну силу чи вагу, яка представлена відповідними коефіцієнтами; стан нейрону описується зваженою сумою його вхідних сигналів з доданим до неї пороговим значенням; цей розрахунок суматора нейрона перетворюється за допомогою функції активації у вихідний сигнал. Найважливішою особливістю нейронної мережі є її здатність до навчання, що реалізується шляхом ітераційного налаштування зв'язків між її елементами, послідовно зменшуючи похибку моделювання результативного показника.

Придатність нейронних мереж до розв'язання широкого спектру задач зумовила виникнення значного різноманіття видів штучних нейромережевих структур. Вибір типу нейронної мережі залежить від поставленої задачі. У випадку, коли результуючий показник являє собою дискретну величину, що складається з двох чи більше груп даних, завдання нейромережі полягає у віднесенні вхідних даних до однієї з цих груп. В такій постановці маємо задачу класифікації чи категоризації даних. Процедура проведення класифікації в термінах теорії нейронних мереж описується таким чином: вихідний елемент нейромережі повинен видавати високий рівень активації в тому випадку, коли певне спостереження належить до відповідного класу, та низький рівень активації — у протилежному випадку. Наочне представлення результату моделювання нейронної мережі дає відповідна поверхня в багатовимірному просторі (де один вимір відводиться для відображення виходу мережі, а інші виміри вказують значення вхідних показників). Залежно від обраної архітектури нейромережі буде отримано поверхні різного виду та складності.

Для розв'язання задачі оцінки кредитоспроможності позичальників фізичних осіб у даній роботі застосовувались нейромережі трьох типів.

Найпростішою з них є лінійна мережа. Така мережа не містить проміжних шарів і для вихідного шару використовує лінійну функцію активації (що є повним аналогом лінійної регресії). Для задачі класифікації лінійна мережа моделює деяку гіперплощину таким чином, щоб вона розділяла між собою два класи.

Засоби пакету *STATISTICA Neural Networks* дозволяють зобразити аналоги гіперплощин для тривимірного простору [9]. Такі поверхні мають назву поверхні відгуку. На рис. 1 схематично зображено поверхню відгуку для умовного прикладу розв'язання задачі класифікації.

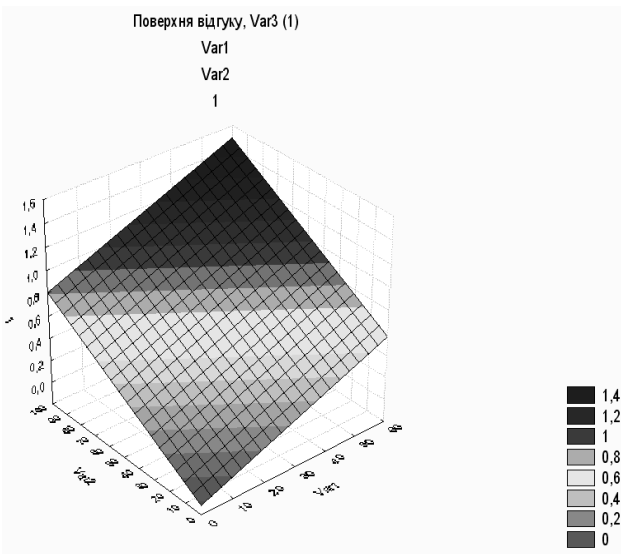


Рис. 1. Схематичне зображення поверхні відгуку для лінійної мережі

Вхідні показники відкладені в осях *Var1* та *Var2*, вихідна змінна — *Var3*. Для наведеного на рис. 1 прикладу в задачі класифікації вихідна змінна приймає два значення: 0 та 1. Дана поверхня відображає, як зростає рівень активації вихідного нейрону лінійної нейромережі по відношенню лише до одного з класів, який позначено «1». Чим більшим є значення рівня активації вихідного нейрону, тим більшою мірою відповідні вхідні дані визначатимуть належність до класу «1». Очевидно, що такий простий спосіб проведення класифікації не завжди може дати прийнятний результат.

При розв’язанні складних задач лінійну мережу застосовують для визначення найнижчого рівня якості моделі, що надалі дозволить провести порівняння точності результатів моделювання та визначити доцільність використання складнішої архітектури нейромережі. Може виявитись, наприклад, що для задач, які не мають достатньої кількості даних, для навчання немає сенсу використання складних моделей.

Однак у більшості випадків ефективним є застосування складніших нейромереж. Одним із найпоширеніших типів мереж є багатошаровий перцептрон. В ньому нейрони вхідного шару слугують для введення значень пояснюючих змінних. Кожен з нейронів вхідного шару пов’язаний з усіма елементами першого прихованого шару. В свою чергу кожен нейрон із наступних прихованих шарів пов’язаний з усіма елементами попереднього шару, а шар вихідних нейронів також має зв’язок з усіма елементами останнього прихованого шару. За рахунок регулювання кількості шарів та елементів у кожному шарі нейромережа може моделювати функцію довільного ступеня складності.

На рис. 2 наведено схематичне зображення багатошарового перцептрону.

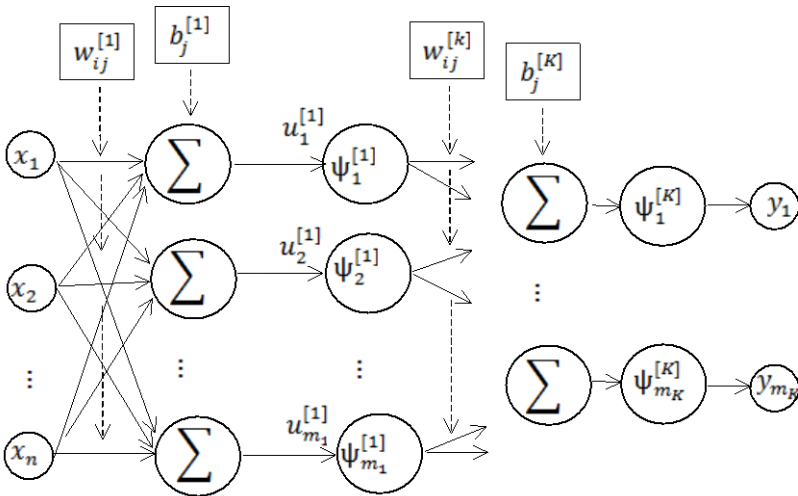


Рис. 2. Схематичне зображення багатошарового перцептрону

Позначення на рис. 2: x_i — значення i -го вхідного показника, $w_{ij}^{[k]}$ — значення вагового коефіцієнта, що поєднує i -ий нейрон $(k-1)$ -го шару (або i -ту вхідну змінну) з j -им нейроном k -го шару, k — номер шару, $b_j^{[k]}$ — параметр зміщення суматора j -го нейрона k -го шару, $u_j^{[k]}$ — розрахунок суматора j -го нейрона k -го шару (зважена сума вхідних сигналів), $\Psi_j^{[k]}$ — функція активації j -го нейрона k -го шару, y_l — значення l -го вихідного показника, $l = \overline{1, m_k}$. Розрахунок суматора кожного нейрона здійснюється за формулою:

$$u_j^{[k]} = b_j^{[k]} + \sum_{i=1}^n w_{ij}^{[k]} x_i, \quad j = \overline{1, m_k}, \quad k = \overline{1, K},$$

де m_k — кількість нейронів у k -му шарі, K — кількість шарів перцептрон.

Значного рівня ефективності при розв'язанні задачі класифікації багат шаровий перцептрон досягає за рахунок здатності моделювати більш складну поверхню відгуку порівняно з лінійною мережею. Чим складнішою є форма поверхні, тим точніше модель може здійснити класифікацію об'єктів. Хоча розрахунок суматора окремих нейронів у багат шаровому перцептроні є лінійною функцією вхідних значень, далі цей сигнал перетворюється за допомогою деякої нелінійної функції активації, наприклад сигмоїдної, що приводить до утворення поверхонь з так званими «сигмоїдними нахилами». На рис. 3 наведено поверхню в тривимірному просторі, отриману за результатами розрахунків одного з нейронів першого прихованого шару багат шарового перцептрон.

Поверхня на рис. 3 є функцією від двох вхідних змінних. Якщо вхідних показників більша кількість, то буде отримано багатовимірний аналог такої поверхні. При зміні ваг міжнейронних зв'язків і параметрів зміщення суматора змінюється і поверхня відгуку. Збільшення значень ваг приведе до збільшення крутизни нахилу поверхні, а зміна параметрів зміщення суматора впливатиме на орієнтацію поверхні в просторі.

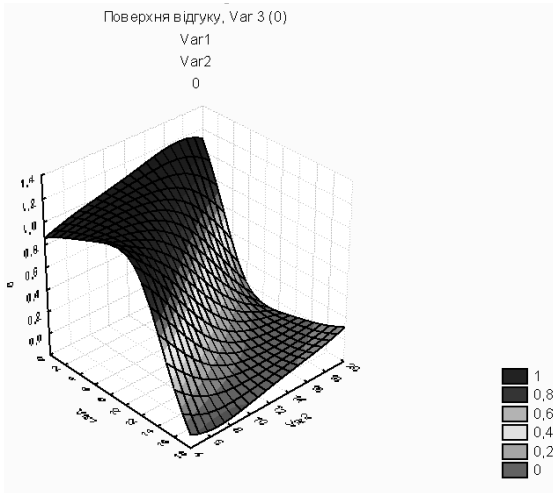


Рис. 3. Поверхня відгуку в тривимірному просторі за результатами моделювання одного нейрону

У багатошаровій мережі такі функції відгуку об'єднуються одна з одною шляхом послідовного отримання їх лінійних комбінацій і застосування деяких нелінійних функцій активації. На рис. 4 зображено поверхню відгуку, отриману за результатами розрахунків мережі з одним виходом та одним прихованим шаром, який складається з двох нейронів. Кожен нейрон прихованого шару моделює свій сигмоїдний нахил, а поєднуючись разом у вихідному нейроні вони утворюють одну поверхню відгуку.

У процесі навчання багатошарового перцептронного коригуються ваги міжнейронних зв'язків і параметри зміщення суматорів нейронів. Відповідно, поверхні відгуку кожного з нейронів обертаються в потрібному напрямку та змінюють крутизну нахилу, прилаштовуючись найкращим чином для проведення класифікації вхідних даних. Мережа, яка містить один прихований шар, буде кілька сигмоїдних нахилів. Їх кількість відповідає кількості нейронів у прихованому шарі, а вихідний нейрон комбінує з них спільну поверхню. На поверхні є вершини і западини, які відповідають рівням належності вхідних даних (значення вхідних показників відкладаються по відповідних осях) до певного класу. Якщо мережа містить два прихованих шари, то поверхня буде

мати ще складнішу структуру і може містити більшу кількість вершин і западин. Зрозуміло, що використовуючи мережу такого типу можна відтворити поверхню будь-якої складності, що дає можливість ефективно розв'язати більшість задач класифікації.

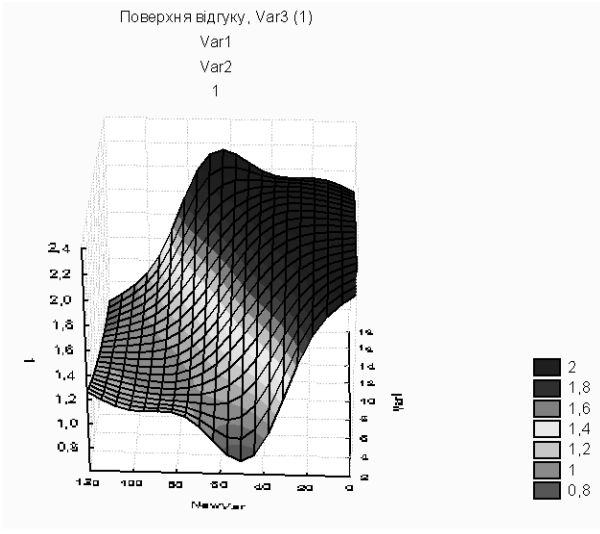


Рис. 4. Поверхня відгуку мережі з двома нейронами одного прихованого шару

Ще одним типом нейроархітектури є радіально-базисна нейронна мережа. Функціонування такої мережі базується на іншому принципі формування вихідного сигналу. Цей принцип діє за аналогією справжніх нейронів специфічного типу, в яких вихідний сигнал розповсюджується лише на певну обмежену область простору. Мережа, яка побудована на штучних нейронах з чітко вираженими локальними характеристиками, є альтернативою багатошаровим перцептрам і має назву радіально-базисної нейронної мережі. В такій мережі штучні нейрони характеризуються функціями активації, що радіально змінюються навколо обраного центру і приймають ненульові значення лише в певному околі цього центру. На рис. 5 наведено схематичне зображення структури радіально-базисної мережі.

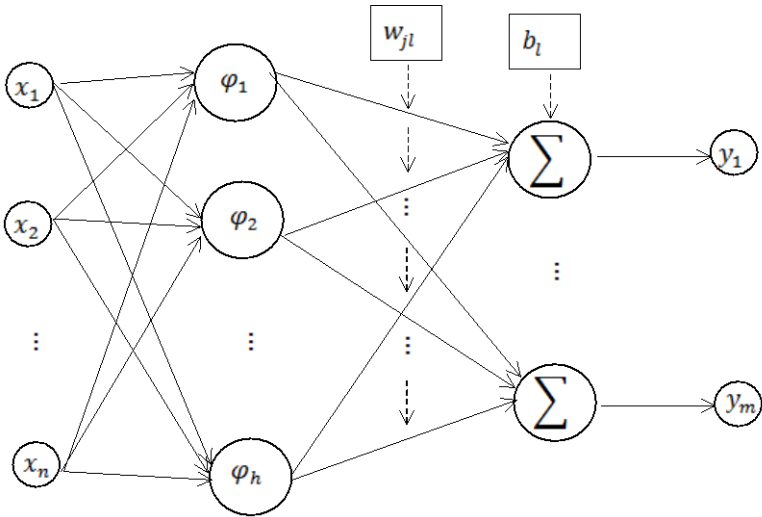


Рис. 5. Схематичне зображення структури радіально-базисної мережі

Позначення на рис. 5: x_i — значення i -го вхідного показника, $l = \overline{1, n}$, φ_j — радіально-базисна функція, $j = \overline{1, h}$, h — кількість нейронів прихованого шару, w_{jl} — значення вагового коефіцієнта, що поєднує j -ий нейрон шару радіально-базисних функцій та l -ий нейрон вихідного шару, b_l — параметр зміщення суматора l -го нейрона вихідного шару, y_l — l -ий вихідний показник, $l = \overline{1, m}$. Розрахунок виходу мережі здійснюється за формулою:

$$y_l = b_l + \sum_{j=1}^h w_{jl} \varphi_j, \quad l = \overline{1, m}.$$

Властивості такої мережі повністю визначаються радіально-базисними функціями, які є основними компонентами у нейронах прихованого шару:

$$\varphi_j = \phi(\|x - c_j\|, \sigma_j).$$

Радіально-базисна функція є багатовимірною функцією, яка залежить від відстані $\|x - c_j\|$ між вхідним вектором x та власним

центром c_j , а також параметром σ_j , який можна інтерпретувати як радіус [10]. Найпоширенішими радіально-базисними функціями є гаусові функції, які приймають максимальне значення в центрі та монотонно спадають при віддаленні від нього.

За аналогією до поверхні відгуку в багат шаровому перцептроні, радіально-базисна мережа здійснює моделювання із застосуванням гіперсфер (рис. 6).

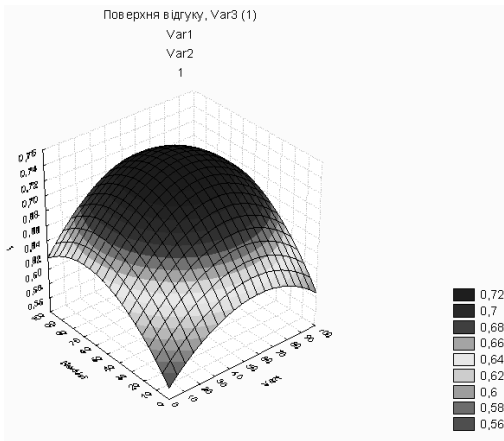


Рис. 6. Поверхня відгуку при використанні радіально-базисної нейромережі з одним нейроном

Поверхня відгуку радіальних елементів є дзвіноподібною функцією з вершиною в центрі та зниженням до країв. Параметрами такої сфери є координати її центру в багатовимірному просторі c_j та радіус σ_j . Положення будь-якої точки у n -вимірному просторі визначається n числовими параметрами (тобто їх стільки, скільки ваг у звичайних нейронів у багат шаровому перцептроні), тому координати центру радіальних нейронів є аналогом ваг міжнейронних зв'язків у перцептроні. Відхилення від центру (радіус) визначає ступінь кривизни гіперсфери. Радіально-базисна мережа містить один прихований шар з радіальних нейронів, кожен з яких моделює гаусову поверхню відгуку. Оскільки такі функції нелінійні, то для моделювання довільної функції немає потреби використовувати більше одного прихованого шару — потрібно лише взяти достатню кількість радіальних елементів. Для отримання

мання розрахунку вихідної змінної в такій мережі визначають зважену суму гаусових функцій нейронів прихованого шару.

Радіально-базисні мережі мають ряд переваг порівняно з багат шаровим перцептроном: відсутність необхідності дослідження оптимальної кількості прихованих шарів (оскільки завжди використовується лише один) і лінійна комбінація виходів нейронів прихованого шару у вихідному шарі. За рахунок таких переваг радіально-базисна мережа швидко навчається. З іншого боку, для моделювання складних вихідних функціональних залежностей радіально-базисна мережа вимагає більшої кількості елементів, ніж перцептрон. Тому вибір типу мережі при розв'язуванні задачі класифікації залишається проблемою, вирішення якої вимагає проведення експериментальних розрахунків.

Крім вибору типу мережі постає завдання визначення оптимальної конфігурації мережі, що також вимагає проведення ряду експериментів. Спочатку обирається деяка початкова конфігурація. Наприклад, багат шаровий перцептрон з одним прихованим шаром і кількістю нейронів, за якої кількість параметрів мережі (ваг міжнейронних зв'язків між усіма нейронами кожної пари сусідніх шарів і параметрів зміщення суматорів всіх нейронів) не перевищуватиме третину від кількості вхідних векторів. Далі проводиться ряд експериментів з різними конфігураціями. Крім того, для кожної окремої конфігурації також слід провести кілька експериментів, щоб переконатись, що процес навчання не привів до локального мінімуму похибки моделювання. Критерієм адекватності нейромережі кожної нової конфігурації може слугувати відсоток правильно класифікованих прикладів з тестової множини. Якщо в результаті експерименту перцептрон не демонструє задовільної точності класифікації, потрібно змінювати конфігурацію, збільшуючи кількість нейронів або кількість прихованих шарів. Якщо має місце перенавчання мережі, слід зменшувати кількість нейронів у прихованих шарах чи кількість самих прихованих шарів. Аналогічні експерименти проводяться і з пошуку оптимальної конфігурації радіально-базисної мережі.

У даному дослідженні експерименти проводились в середовищі пакету *STATISTICA Neural Networks*. В налаштуваннях пакету, якщо не вказано конкретних значень, за якими здійснюється поділ повного масиву спостережень на навчальну та тестову вибірки, для будь-якої архітектури нейромереж початковий масив даних ділиться на три частини у співвідношенні 2:1:1. Перша час-

тина спостережень використовується як навчальна вибірка, на якій проводиться оптимізація параметрів мережі. Друга частина має назву контрольної вибірки, результати розрахунків за якою слугують для перевірки якості отриманої моделі. За результатами моделювання на контрольній вибірці приймаються висновки, чи прийнятною є якість мережі в поточній конфігурації, чи все-таки необхідно продовжити експерименти з корегування конфігурації для підвищення якості моделі. Зазначимо, що пакет *STATISTICA Neural Networks* передбачає можливість автоматичного налаштування значної кількості мереж з різною конфігурацією та вибору найкращої з них. У такому випадку може виникати наступна проблема. Оскільки розрахунки здійснюються автоматично, то в результаті може бути обрано мережу з найвищим значенням ефективності на контрольній вибірці, що насправді не відповідатиме властивостям цієї мережі в загальнішому випадку. Тому виділяється ще одна вибірка — тестова, яка використовується на заключній стадії процесу аналізу адекватності моделі. Якщо результати ефективності роботи мережі не мають значної різниці на контрольній і тестовій вибірках, то вважається, що нейромережа має потрібну якість навчання та демонструватиме достатньо стійкий результат при подальшому використанні.

Статистичним джерелом проведеного дослідження є дані з кредитних заявок позичальників-фізичних осіб комерційного банку та відомостей щодо виконання ними зобов'язань за отриманими кредитами. Представлена інформація містить дані за 11 чинниками та нараховує 2175 спостережень.

З 11 чинників три є якісними (рівень освіти, статус працюючого, сфера діяльності), всі інші — кількісні показники (вік, стаж на останньому місці роботи, загальний стаж роботи, дохід, наявність депозитів, наявність виплачених у минулому кредитів, розмір сім'ї, кількість дітей).

Розрахунки проведено на основі трьох типів архітектури нейромереж: лінійна, багатошаровий перцептрон і радіально-базисна мережа.

Як зазначалось вище, при використанні лінійної архітектури нейромережі можна отримати лише оцінку найнижчого рівня якості моделі. Конфігурація лінійної мережі не передбачає можливості вибору параметрів, крім кількості елементів у вхідних векторах. У роботі [11] обґрунтовано використання шести з одинадцяти факторів для проведення оцінювання кредитоспромож-

ності позичальників-фізичних осіб, а саме: вік, стаж на останньому місці роботи, загальний стаж, наявність депозитів, наявність виплачених у минулому кредитів і кількість дітей у сім'ї. У цьому дослідженні було проведено розрахунки параметрів і показників ефективності лінійної мережі, для якої вхідними змінними спочатку обрано шість перелічених факторів, а потім поступово вводились всі наступні фактори згідно порядку зростання їх значущості. В табл. 1 наведено розрахунки точності класифікації позичальників з навчальної, контрольної та тестової вибірок, отримані на основі лінійної мережі за різної кількості вхідних факторів.

Таблиця 1

**РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ЛІНІЙНОЇ МЕРЕЖІ
ЗА РІЗНОЇ КІЛЬКОСТІ ВХІДНИХ ФАКТОРІВ**

Архітектура мережі, кількість входів	Відсоток правильно класифікованих значень у навчальній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у контрольній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у тестовій вибірці, %
Лінійна, 6	60,5	40,0	46,0
Лінійна, 7	61,6	41,0	45,0
Лінійна, 8	61,7	42,0	44,0

З табл. 1 видно, що на навчальній вибірці коректно класифікується близько 60 % спостережень, на контрольній вибірці — 40 %, що є незадовільним рівнем точності класифікації. Підтвердженням низького рівня якості моделі можуть слугувати майже аналогічні дані тестової вибірки. За даними табл. 1 маємо, що при введенні додаткових факторів ефективність лінійної моделі практично не змінюється.

Як зазначалось вище, засоби пакету *STATISTICA Neural Networks* дозволяють автоматично здійснювати перебір значної кількості конфігурацій нейронних мереж. У даній роботі з метою пошуку найефективнішої мережі здійснювався перебір конфігурацій, які включали від одного до восьми факторів. Для кожної нейромережі автоматично встановлювалась кількість нейронів проміжного шару, щоб загальна кількість параметрів моделі не перевищувала третину навчальної вибірки, забезпечуючи при цьому високу точність класифікації позичальників. У табл. 2 на-

ведено результати розрахунків за мережами, які показали найвищу ефективність серед усіх проаналізованих конфігурацій.

Таблиця 2

**РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ТРИШАРОВИХ ПЕРСЕПТРОНІВ
РІЗНИХ КОНФІГУРАЦІЙ**

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного шару	Відсоток правильно класифікованих значень у навчальній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у контрольній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у тестовій вибірці, %
Тришаровий персептрон, 8, 6	62,5	53,0	58,0
Тришаровий персептрон, 6, 4	60,7	54,0	59,0
Тришаровий персептрон, 5, 6	61,2	50,0	57,0
Тришаровий персептрон, 5, 7	61,6	53,0	58,0
Тришаровий персептрон, 5, 5	60,8	52,0	58,0
Тришаровий персептрон, 2, 6	52,3	45,0	51,0

У табл. 3 узагальнені дані проведеної класифікації із застосуванням найефективніших тришарових персептронів різної конфігурації, без поділу на підвибірки (одночасно по всьому масиву даних).

Аналіз отриманих у табл. 2 і 3 результатів дозволяє зробити висновок, що неможливо однозначно встановити зв'язок між кількістю вхідних факторів, кількістю нейронів проміжного шару та ефективністю моделі. Наприклад, коли мережа використовує п'ять вхідних чинників, а кількість нейронів проміжного шару змінюється від п'яти до шести, то на навчальній вибірці якість моделі зростає, тоді як на контрольній — зменшується. Аналогічний випадок спостерігається при збільшенні кількості вхідних факторів від шести до восьми: точність класифікації на навчальній вибірці зростає, а на контрольній зменшується.

Таблиця 3

**УЗАГАЛЬНЕНІ РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ПЕРСЕПТРОНІВ
ПО ВСЬОМУ МАСИВУ ДАНИХ**

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного шару	Вихідна змінна		Правильно класифікованих, %
	Клас	Всього	
Тришаровий персептрон, 8, 6	0	1131	62,1
	1	1044	61,6
Тришаровий персептрон, 6, 4	0	1131	60,5
	1	1044	60,1
Тришаровий персептрон, 5, 6	0	1131	60,7
	1	1044	60,2
Тришаровий персептрон, 5, 7	0	1131	61,2
	1	1044	60,8
Тришаровий персептрон, 5, 5	0	1131	60,5
	1	1044	60,1
Тришаровий персептрон, 2, 6	0	1131	52,1
	1	1044	51,7

З метою ґрунтовнішого дослідження зв'язку конфігурації тришарового персептрону та якістю класифікації проведено експериментальні розрахунки з фіксованою кількістю вхідних факторів (використовувались дані за шістьма показниками) при зміні кількості нейронів прихованого шару від 1 до 12. Було проведено три серії експериментів та обчислено середні значення точності. Результати точності моделювання на навчальній та тестовій вибірках представлені на рис. 7.

На рис. 7 ряд 1 описує точність класифікації на навчальній вибірці, ряд 2 — на тестовій. Отримані результати свідчать, що точність класифікації на навчальній вибірці зростає зі збільшенням кількості нейронів прихованого шару, однак разом з тим зменшується точність класифікації на тестовій вибірці (за рахунок суттєвого зростання кількості параметрів моделі відбувається підлаштування мережі під навчальну вибірку, що вказує на елементи

прояву ефекту перенавчання). Найадекватнішими аналізованим вибіркам виявились структури персептронів, що містили 6 або 8 нейронів на прихованому шарі.

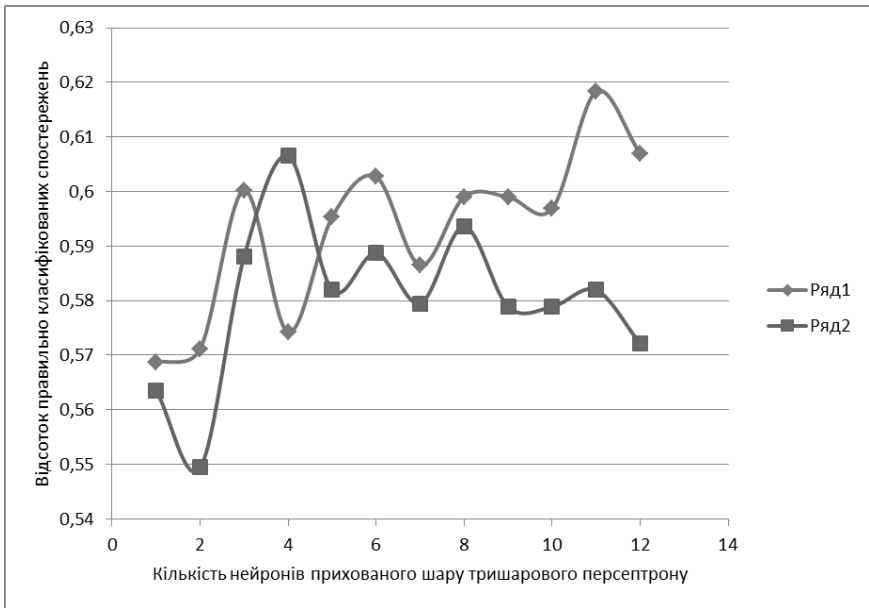


Рис. 7. Взаємозв'язок конфігурації тришарового персептрону та якості моделі

Результати дослідження з визначення оптимальної кількості вхідних факторів і нейронів проміжного шару при використанні мережі радіально-базисної архітектури наведені в табл. 4.

П'ять перших конфігурацій моделей демонструють результати найкращих за ефективністю радіально-базисних мереж на основі восьми факторів, наступні п'ять — на основі перелічених вище шести. Аналіз результатів моделювання підтверджує попередні висновки, отримані для лінійної мережі та персептрону: найвищу ефективність демонструють мережі, які містять шість вхідних факторів. Отже, при виборі конфігурації радіально-базисної мережі варто обмежитись структурою з шістьма нейронами на вхідному шарі.

Таблиця 4

**РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ РАДІАЛЬНО-БАЗИСНИХ МЕРЕЖ
РІЗНИХ КОНФІГУРАЦІЙ**

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного шару	Відсоток правильно класифікованих значень у на- вчальній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у конт- рольній вибірці, %	Відсоток правильно класифікованих значень у тестовій вибірці, %
Радіально-базисна, 8, 67	64,7	45,0	45,0
Радіально-базисна, 8, 65	64,9	45,0	48,0
Радіально-базисна, 8, 80	66,2	45,0	47,0
Радіально-базисна, 8, 63	64,1	43,0	52,0
Радіально-базисна, 8, 67	64,7	45,0	45,0
Радіально-базисна, 6, 20	62,8	57,8	58,2
Радіально-базисна, 6, 24	62,1	59,1	59,1
Радіально-базисна, 6, 22	63,3	59,5	59,1
Радіально-базисна, 6, 41	62,9	59,9	59,9
Радіально-базисна, 6, 27	63,9	59,1	58,6

Окрім вибору архітектури та конфігурації нейромережі також важливим питанням, що впливає на якість моделювання, є спосіб формування навчальної вибірки. У описаному вище дослідженні ефективності моделей при автоматичному проведенні значної кількості експериментальних розрахунків навчальна, контрольна та тестова вибірки формуються в довільному порядку. Однак, оскільки результати розрахунку моделі можуть суттєво відрізнятись, залежно від обсягу та структури навчальної вибірки, були проведені також дослідження впливу способу формування навчальної вибірки на точність моделювання кредитних ризиків.

Для задачі оцінки кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб найвища точність моделі при перевірці на тестовій і контрольній вибірках досягається при формуванні навчальної вибірки, яка складається з даних, що відповідають надійним і ненадійним позичальникам у співвідношенні 1:1. Якщо загальний обсяг вибірки незначний, то необхідно найкращим чином здійснити розподіл даних між навчальною та тестовою вибірками. За-

гальновживаним є розподіл, коли 70—80 % від загального масиву даних складає навчальна вибірка, а 30—20 % використовується для тестування моделі.

На основі вибірки, за якою проведено експериментальні розрахунки в даній роботі, досліджувався взаємозв'язок між обсягом навчальної та тестової вибірок і ефективністю нейромереж різної архітектури. Враховуючи описані вище результати моделювання, для цього дослідження було обрано тришаровий перцептрон з шістьма входами та кількістю нейронів проміжного шару 6, 8 та 10, а також радіально-базисна мережа на основі шістьох вхідних факторів і кількістю нейронів у прихованому шарі 82, 124, 200 та 335.

Розглянуто три варіанти розподілу повної сукупності даних на навчальну та тестову вибірки, а саме: навчальна вибірка складалась з 1200, 1400 та 1600 спостережень — інші дані використовувались для тестування моделі. При цьому кожна навчальна вибірка містила дані надійних і ненадійних позичальників у співвідношенні 1:1. У табл. 5 представлено результати експериментів для нейромереж різної архітектури, в розрізі конфігурацій.

Таблиця 5

**РОЗРАХУНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ НЕЙРОМЕРЕЖ РІЗНОЇ АРХІТЕКТУРИ
ТА КОНФІГУРАЦІЙ ЗАЛЕЖНО ВІД ОБСЯГУ НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ**

навчальна вибірка 1200 спостережень		
кількість нейронів проміжного шару	відсоток правильно класифікованих спостережень у навчальній вибірці, %	відсоток правильно класифікованих спостережень у тестовій вибірці, %
тришаровий перцептрон		
6	65,0	52,1
8	65,1	47,0
10	65,8	50,0
радіально-базисна мережа		
82	69,3	53,5
124	71,1	51,2
200	59,3	52,1
335	62,9	49,9

Закінчення табл. 5

навчальна вибірка 1400 спостережень		
кількість нейронів проміжного шару	відсоток правильно класифікованих спостережень у навчальній вибірці, %	відсоток правильно класифікованих спостережень у тестовій вибірці, %
тришаровий перцептрон		
6	60,2	55,2
8	64,7	48,4
10	66,9	50,1
радіально-базисна мережа		
82	71,9	48,9
124	59,9	54,1
200	63,4	45,9
335	62,9	49,0
навчальна вибірка 1600 спостережень		
кількість нейронів проміжного шару	відсоток правильно класифікованих спостережень у навчальній вибірці, %	відсоток правильно класифікованих спостережень у тестовій вибірці, %
тришаровий перцептрон		
6	62,9	49,4
8	64,3	43,7
10	65,4	45,0
радіально-базисна мережа		
82	59,1	48,3
124	60,6	44,0
200	55,4	46,1
335	56,2	46,4

Аналіз даних табл. 5 вказує, що найкращі результати на навчальній і тестовій вибірках дає перший варіант розбивки (з найменшим обсягом навчальної вибірки), найгірші — третій варіант (з найбільшою кількістю спостережень у навчальній вибірці). Другий варіант незначно поступається першому. Тобто, навчальна вибірка для побудови моделі дає найкращий резуль-

тат, коли її обсяг складає 55—65 % від загального масиву спостережень.

Проведення великої кількості експериментів для виявлення оптимального розподілу спостережень на навчальну та тестову вибірку вимагає значних витрат часу і не завжди буде виправдано. Як видно з табл. 5, перший і другий варіант формування навчальної вибірки дає схожі результати. Тому доцільно було б обрати таку архітектуру та конфігурацію мережі, яка б давала прийнятну якість моделі для більшої кількості можливих варіантів змін умов її навчання. Однак, аналіз даних табл. 5 дає підстави для висновку, що обрати єдину найефективнішу модель як за архітектурою, так і за конкретною конфігурацією неможливо. Так, наприклад, найвищу точність на навчальній вибірці для варіанту 1200 спостережень демонструє радіально-базисна мережа з проміжним шаром із 124 нейронів, хоча на тестовій вибірці вона показує середню ефективність. Найкращий результат на тестовій вибірці для варіанту 1200 спостережень демонструє радіально-базисна мережа з проміжним шаром у 82 нейрони, хоча і дещо гірший на навчальній, ніж попередня мережа.

Якщо зупинитись на використанні лише однієї радіально-базисної мережі, залишається відкритим питання оптимізації кількості нейронів проміжного шару. Крім того, за даними табл. 5 маємо, що для другого та третього варіантів обсягу навчальної вибірки обрані дві моделі вже не є найкращими. Наприклад, для останнього варіанту розбиття масиву даних (1600 спостережень для навчальної вибірки) найточніший результат дає тришаровий перцептрон з 6 або 8 нейронами на проміжному шарі. В цілому, з аналізу табл. 5 можна зробити висновок, що дещо кращі результати моделювання кредитного ризику демонструють нейромережі радіально-базисної архітектури. Проте, за неможливості здійснювати постійні експериментальні розрахунки для визначення як оптимальних обсягів навчальної та тестової вибірок, так і вибору оптимальної конфігурації мережі та її налаштування, доцільно звернутись до ідеї застосування з метою вирішення задачі класифікації одночасно кількох моделей нейромереж.

В поставленій у дослідженні задачі класифікації позичальників за рівнем ризику дефолту за кредитними зобов'язаннями доцільно використовувати композицію кількох нейромереж, що дасть змогу компенсувати помилки окремих моделей. Початкова задача вирішується кількома класифікаційними моделями, які ро-

збивають вхідний простір на кілька підпросторів. Загальне рішення є поєднанням рішень окремих моделей. Комбінацію таких моделей називають комітетом експертів (асоціативною машиною, ансамблем) [12].

Такий підхід дозволяє поєднати «знання» кожного окремого «експерта» в загальне рішення, яке має пріоритет над рішенням окремого «експерта». Вважається, що використання комітету моделей дозволить підвищити загальну точність моделювання.

Процедура формування рішення при використанні кількох експертів-моделей залежить від того, яким чином комбінуються кілька експертних оцінок для отримання рішення комітету. Розрізняють дві категорії комітетів експертів [10, с. 458—459]:

1. Статичні структури. В такій категорії результати рішень окремих експертів об'єднуються за допомогою деякого механізму, що не враховує вхідний сигнал (усереднення за ансамблем, підсилення).

2. Динамічні структури. У цій категорії вхідний сигнал безпосередньо враховується в механізмі об'єднання висновків експертів (змішання рішень експертів, ієрархічне об'єднання висновків експертів).

Кожна із структур у свою чергу налічує кілька методів отримання загального рішення. Найпростішим методом отримання рішення комітету, як статичної структури, є різні способи усереднення по ансамблю. Наприклад, такий:

$$Y(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i(x),$$

де x — вектор вхідних даних, y_i — результат розрахунку i -ї нейромережі (оцінка i -го експерта), N — кількість експертів у комітеті, Y — загальний результат роботи комітету моделей.

За наведеної процедури об'єднання результатів розрахунків кожної нейромережі маємо аналог простого голосування експертів. У даній роботі класифікація позичальників-фізичних осіб на основі вказаного підходу відбувається таким чином. Кожна модель (експерт) проводить класифікацію позичальника, присвоюючи йому значення 0 чи 1. За всіма моделями знаходиться середнє значення для кожного позичальника, і якщо значення $Y(x) \geq \frac{N}{2}$ (тобто більшістю експертів для нього встановлено значення 1), то

позичальник класифікується як ненадійний. У протилежному випадку він вважається надійним.

За аналізом показників ефективності моделей у табл. 5 для утворення комітету було обрано три нейромережі — дві з радіально-базисною архітектурою (82 та 124 нейрони на прихованому шарі) та тришаровий перцептрон з 6 нейронами проміжного шару. Радіально-базисні нейромережі демонструють кращі результати для меншого обсягу навчальної вибірки; перцептрон більш ефективний, коли навчальна вибірка збільшується.

У табл. 6 подано узагальнені результати класифікації за обраними для комітету моделями для навчальної вибірки з 1200 спостережень.

Таблиця 6

РОЗРАХУНКИ ТОЧНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ ОКРЕМИМИ НЕЙРОМЕРЕЖАМИ З КОМІТЕТУ МОДЕЛЕЙ НА НАВЧАЛЬНІЙ ВИБІРЦІ З 1200 СПОСТЕРЕЖЕНЬ

Архітектура мережі, кількість входів, кількість нейронів проміжного шару	Приклади з загального масиву даних		Правильно класифікованих, %
	Клас	Всього	
Тришаровий перцептрон, 6, 6	0	1131	56,9
	1	1044	61,7
Радіально-базисна, 6, 82	0	1131	59,9
	1	1044	64,8
Радіально-базисна, 6, 124	0	1131	59,8
	1	1044	64,8

Табл. 6 підтверджує отриманий вище результат, що кращу якість при оптимізації на навчальній вибірці з 1200 спостережень дають мережі радіально-базисної архітектури. Вони продемонстрували точність класифікації ненадійних позичальників на загальному масиві спостережень близько 65 %, тоді як тришаровий перцептрон забезпечив 62 %.

У табл. 7 наведено результати розрахунків для комітету моделей у всіх трьох варіантах формування обсягів навчальної вибірки.

Таблиця 7

**РОЗРАХУНКИ ТОЧНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ
КОМІТЕТАМИ МОДЕЛЕЙ**

Обсяг навчальної вибірки	Приклади з загального масиву даних		Правильно класифікованих, %
	Клас	Всього	
1200 спостережень	0	1131	59,2
	1	1044	64,8
1400 спостережень	0	1131	57,0
	1	1044	63,4
1600 спостережень	0	1131	56,1
	1	1044	62,3

Дані табл. 7 ілюструють роботу комітету моделей при зміні обсягів навчальної та тестової вибірок. Аналіз вказує, що як для окремих нейромереж, так і для комітету спостерігається тенденція зниження точності класифікації зі зростанням обсягу навчальної вибірки. Однак, за наведеними загальними даними ефективності комітету моделей видно, що результат роботи комітету є стійкішим. У порівнянні з даними табл. 6 можна бачити, що для окремих нейромереж точність класифікації ненадійних позичальників варіюється від 62 % до 65 %, тоді як для комітету, сформованому з цих мереж, відповідне значення не є середнім, а наближається до верхньої межі оцінки кращою з нейромереж. Тобто можна вважати, що завдяки поєднанню кількох мереж-експертів зміни умов проведення розрахунків не матимуть різкого впливу на зміну точності класифікації, що підвищує робастність системи загалом.

Якщо порівняти дані табл. 7 з показниками табл. 5, то можна побачити, що ефективність окремих нейронних мереж виявлялась дещо вищою за комітет моделей. Разом з тим, результат розрахунків комітету є стабільнішим — точність діагностування ненадійних позичальників становила 64 %, 63 % і 62 %, відповідно до трьох варіантів обсягів навчальних вибірок. Зазначимо, що саме точність визначення ненадійних позичальників є найважли-

вищою характеристикою моделі оцінки кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб.

Висновки

У статті проведено дослідження з вибору найадекватнішої архітектури нейромережі для розв'язання задачі оцінки кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб. У процесі проведення модельних експериментів на наявних статистичних даних вищу ефективність продемонстрували радіально-базисні нейронні мережі, однак при зміні умов навчання моделі кращі результати моделювання може проявляти перцептрон. У результаті отримано висновок, що вибір архітектури мережі доцільно проводити в рамках кожної окремої задачі з урахуванням наявних статистичних даних. Окремим етапом дослідження став пошук оптимальної конфігурації для обраних архітектур нейромереж. Досліджено також взаємозв'язок між структурою навчальної вибірки та ефективністю моделювання.

Узагальнюючи результати всіх етапів дослідження встановлено, що неможливо однозначно обрати нейромережу, яка буде найкращим чином здійснювати оцінку кредитоспроможності позичальників. На основі аналізу адекватності моделей обрано три конфігурації нейромереж, які об'єднано у комітет моделей, що надало змогу компенсувати можливі помилки класифікації окремими моделями та підвищити загальну точність оцінки ризику невиконання позичальником кредитних зобов'язань.

У результаті проведення експериментів одержано підтвердження доцільності використання комітету моделей, оскільки це дає можливість отримати стійкіші та вищі результати моделювання, не витрачаючи додаткових ресурсів на визначення ряду параметрів, які необхідно обов'язково встановлювати при використанні однієї нейромережі: визначення архітектури мережі, яка найкращим чином моделює вихідні дані; конструювання конкретної конфігурації мережі; вибір оптимальних обсягів навчальної та тестової вибірок. Крім того, слід враховувати, що зі зміною одного з вищенаведених параметрів при конструюванні окремої нейронної мережі всі інші також будуть змінюватися. Тому для зменшення обсягу експериментальних досліджень достатньо сформулювати комітет нейромереж з різною архітектурою та конфігурацією на основі усереднених значень їх розрахунків. Результат ро-

боти такого комітету дасть стійкий і прийнятний рівень точності класифікації позичальників за їх кредитним ризиком.

Результати проведеного дослідження можуть бути використані банківськими та іншими фінансовими установами, зацікавленими в адекватній процедурі оцінки кредитоспроможності фізичних осіб.

Література

1. *Сорокин А. С.* Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии. [Электронный ресурс] / А. С. Сорокин // Интернет-журнал «Науковедение». — 2014. — Вып. 2. — С. 1—29. — Режим доступа : <http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf>.
2. *Камінський А. Б.* Скорингові технології в кредитному ризик-менеджменті / А. Б. Камінський, К. К. Писанець // Бізнес Інформ. — 2012. — № 4. — С. 197—201.
3. *Камінський А. Б.* Моделювання фінансових ринків: монографія / А. Б. Камінський. — К. : Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2006. — 304 с.
4. *Кишакевич Б. Ю.* Моделювання та оптимізація кредитних ризиків банку: монографія / Б. Ю. Кишакевич. — Дрогобич: Коло, 2011. — 412 с.
5. *Писанець К. К.* Проблема вибору моделі кредитного скорингу для оцінки кредитного ризику позичальника у споживчому сегменті [Електронний ресурс] / К. К. Писанець // Ефективна економіка. — 2013. — № 10. — Режим доступа : <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2416>.
6. *Великоіваненко Г. І.* Нейро-нечітка модель оцінювання прострочених позик комерційного банку / Г. І. Великоіваненко, Л. О. Трокоз // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. — 2014. — № 3. — С. 23—66.
7. *Сорокин С. В.* Использование нейросетевых моделей в поведенческом скоринге / С. В. Сорокин, А. С. Сорокин // Прикладная информатика — 2015. — Том 10. — № 2(58). — С. 92—108.
8. *Камінський А. Б.* Нейромережеві технології в управлінні портфелем простроченої заборгованості / А. Б. Камінський, В. О. Сікач // Моделювання та інформаційні системи в економіці: зб. наук. праць. — К. : КНЕУ, 2011. — Вип. 84. — С. 5—19.
9. *Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных* / [Под ред. В. П. Боровикова]. — 2-е изд., перераб. и доп. — М. : Горячая линия — Телеком, 2008. — 392 с.
10. *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. : Пер. с англ. / С. Хайкин. — М. : Издательский дом «Вильямс», 2006. — 1104 с.
11. *Савіна С. С.* Об'єднання моделей logit-регресій як комітету експертів для оцінки кредитоспроможності позичальника / С. С. Савіна,

В. П. Бень // Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. — 2015. — № 4. — С. 154—188.

12. Ежов А. А. Нейрокомпьютеринг и его применение в экономике и бизнесе / А. А. Ежов, С. А. Шумский. — М. : МИФИ, 1998. — 224 с.

References

1. Sorokin, A. S. (2014). Postroenie skorinhovih kart s ispol'zovaniem modeli logisticheskoy regressii. *Internet-zhurnal «Naukovedenie» (Internet Journal "Science of Science")*, 2. Retrieved from <http://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf> [in Russian].

2. Kamins'kyj, A. B., & Pysanets', K. K. (2012). Skorynhovi tekhnologii v kredytnomu ryzyk-menedzhmenti. *Biznes Inform (Business Inform)*, 4, 197—201 [in Ukrainian].

3. Kamins'kyj, A. B. (2006). *Modeliuvannia finansovykh ryнкiv*. Kyiv: Vydavnycho-polihrafichnyj tsentr «Kyivs'kyj universytet» [in Ukrainian].

4. Kyshakevych, B. Yu. (2011). *Modeliuvannia ta optymizatsiia kredytnykh ryzykiv banku*. Drohobych: Kolo [in Ukrainian].

5. Pysanets', K. K. (2013). Problema vyboru modeli kredytnoho skorynhu dlia otsinky kredytnoho ryzyku pozychal'nyka u spozhyvchomu sehmenti. *Efektivna ekonomika (Efficient economy)*, 10. Retrieved from <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=2416> [in Ukrainian].

6. Velykoivanenko, H. I., & Trokoz, L. O. (2014). Nejro-nechitka model' otsiniuvannia prostrochenykh pozyk komertsijnoho banku. *Nejro-nechitki tekhnologii modeliuvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Technigues in Economics)*, 3, 23—66 [in Ukrainian].

7. Sorokin, S. V., & Sorokin, A. S. (2015). Ispol'zovanie nejrosetevykh modelej v povedencheskom skoringe. *Prikladnaja informatika (Journal of applied informatics)*, 2(58), 92—108 [in Russian].

8. Borovikov, V. P. (2008). *Nejronnye seti. STATISTICA Neural Networks: Metodologija i tehnologii sovremennogo analiza dannyh*. Moskva: Gorjachaja linija — Telekom [in Russian].

9. Haykin, S. (1998). *Neural Networks — A Comprehensive Foundation, Second Edition*. New Jersey: Prentice-Hall.

10. Savina, S. S., & Ben', V. P. (2015). Ob'iednannia modelej logit-rehresij iak komitetu ekspertiv dlia otsinky kredytopromozhnosti pozychal'nyka. *Nejro-nechitki tekhnologii modeliuvannia v ekonomitsi (Neuro-Fuzzy Modeling Technigues in Economics)*, 4, 154—188 [in Ukrainian].

11. Ezhov, A. A., & Shumskij, S. A. (1998). *Nejrokomputing i ego primenienie v jekonomike i biznese*. Moskva: MIFI [in Russian].

Стаття надійшла до редакції 7.04.2016