

Якість проведених занять з дисципліни потрібно удосконалювати шляхом проведення високоефективних занять, рівень яких залежить від теоретичного рівня, методики подання базових теоретичних положень і закономірностей, чіткого уявлення про співвідношення необхідної та надлишкової інформації. Для розв'язання подібних завдань доцільно прийняти єдину методику викладання базових теоретичних положень і закономірностей, яка спиратиметься на інноваційну складову та прогресивний розвиток у отриманні нових знань та наукового досвіду. Названі заходи забезпечать модернізацію фінансових дисциплін, оновлення її змісту, структури і форми, забезпечать пошук принципово нових підходів до викладання фінансових дисциплін.

УДК 303.09:336.717

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Гончаров С.М. Забезпечення європейської якості вищої освіти в умовах кредитно-модульної системи організації навчального процесу / С.М. Гончаров // Нова педагогічна думка: науково-методичний журнал. – Рівне, 2007. – С. 36-47.
2. Любенко Н.М. Фінанси підприємств : навчальний посібник. – К. : Центр учбової літератури, 2009. – 264 с.
3. Слав'юк Р.А. Фінанси підприємств. «Центр навчальної літератури». – К., 2004. – 460 с.
4. Гордієнко, Н.І. Конспект лекцій з дисципліни «Фінанси підприємства» (для студентів 4 курсу денної і заочної форм навчання напряму підготовки 0502 «Менеджмент» спеціальності 6.050200) [Текст] / Н.І. Гордієнко ; Харк. нац. акад. міськ. госп-ва. – Х. : ХНАМГ, 2009. – 115 с.
5. Данілов О.Д., Паєнтко Т.В. Фінанси підприємств у запитаннях і відповідях : навчальний посібник. – К. : ЦУЛ, 2011. – 256 с.

Матвійчук А.В.

*доктор економічних наук,
професор кафедри економіко-математичного моделювання
Київського національного економічного університету
імені Вадима Гетьмана*

Бень В.П.

*спеціаліст
АТ «МОТОР СІЧ»*

МЕТОДИ ЗНИЖЕННЯ РОЗМІРНОСТІ ПОЧАТКОВИХ ДАНИХ ПРИ МОДЕЛЮВАННІ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ФІЗИЧНИХ ОСІБ

Статтю присвячено питанню відбору найбільш важливих чинників, що доцільно включити в модель оцінки кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб. При відборі факторів ризику пропонується використовувати, разом із класичними підходами, метод, що ґрунтується на використанні нейронних мереж. Проведено порівняльний експериментальний аналіз ефективності різноманітних підходів на сформованому масиві даних, що підтвердив адекватність запропонованого методу.

Ключові слова: якісні та кількісні чинники, фіктивні змінні, ймовірнісна нейронна мережа.

Matviychuk A.V., Ben V.P. МЕТОДЫ СНИЖЕНИЯ РАЗМЕРНОСТИ ИСХОДНЫХ ДАННЫХ ПРИ МОДЕЛИРОВАНИИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ФИЗИЧЕСКИХ ЛИЦ

Статья посвящена вопросу выбора наиболее важных факторов, которые стоит включить в модель оценки кредитоспособности заемщиков-физических лиц. При отборе факторов риска предлагается использование, наряду с классическими приемами, метода, основанного на использовании нейронных сетей. Проведен сравнительный экспериментальный анализ эффективности различных методов на сформированном массиве данных, который подтвердил адекватность предложенного метода.

Ключевые слова: качественные и количественные показатели, фиктивные переменные, вероятностная нейронная сеть.

Matviychuk A.V., Ben V.P. METHODS OF REDUCING THE DIMENSION OF INITIAL DATA WHILE MODELING INDIVIDUAL'S CREDITWORTHINESS

The article deals with the selection of the most important factors to be included in the model of assessment of creditworthiness of individual borrowers. In the course of selection of risk factors, together with the classical approach it is proposed to use method based on the use of neural networks. The authors conducted a comparative experimental analysis of the effectiveness of various approaches based on the formed array data confirming the adequacy of the proposed method.

Keywords: qualitative and quantitative indicators, dummy variables, probabilistic neural network.

Постановка проблеми. Одним із головних завдань банківських установ для забезпечення успішної діяльності є проведення аналізу, оцінки та управління кредитним ризиком. Вирішення цього завдання значно залежить від того, наскільки глибокий аналіз проведено для оцінки кредитоспроможності потенційних позичальників. Комерційні банки проводять операції з різними групами позичальників: юридичні особи, фізичні особи, органи державної влади та банки. Найбільш ризиковою групою з точки зору кредитного ризику є фізичні особи.

Оцінка кредитоспроможності позичальника фізичної особи проводиться у банку на основі інформації, що характеризує здатність клієнта отримувати дохід, якого буде достатньо для своєчасної сплати кредитних зобов'язань; наявність грошових та майнових активів, які за необхідності можуть слугувати забезпеченням виданого кредиту тощо. Крім того, при наданні кредиту необхідно також враховувати постійні зміни ринкової кон'юнктури, можливі ризики, що матимуть найбільший вплив на кредитоспроможність клієнта, а також економічні, соціальні та інші чинники [1].

Як правило, чинники, які враховують при аналізі кредитних ризиків позичальників-фізичних осіб, складаються з соціальних, професійних, майнових та спеціальних банківських. До соціальних належать вік, сімейний стан, кількість членів сім'ї та кількість працюючих членів сім'ї. До професійних – сфера діяльності, кваліфікація, посада, загальний стаж роботи, стаж на останньому місці роботи тощо. Майнові чинники характеризують фінансовий стан потенційного позичальника та включають дохід, додатковий дохід, розмір середнього залишку вкладу, стан рахунку, якість погашення попередніх кредитів, загальна сума збережень, наявність нерухомості, спосіб володіння майном тощо. Остання група чинників охоплює спеціальні банківські чинники, які кожен банк визначає окремо, і може включати, наприклад, час, протягом якого діє рахунок у комерційному банку, наявність випадків розглядання суперечок в судових інстанціях тощо.

Таким чином, при аналізі кредитоспроможності клієнта банку необхідно враховувати значну кількість чинників для кожного потенційного клієнта. Перелік необхідних для обробки даних може сягати кількох десятків. З огляду на методи, які будуть використовуватися для оцінки кредитоспроможності позичальників, використання такої кількості показників не завжди буде виправдане чи сприятиме досягненню найкращого результату.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Теоретико-методологічну базу для аналізу та дослідження кредитного ризику розвинули такі вітчизняні вчені, як В.В. Вітлінський [2], А.Б. Камінський [3], О.В. Пернарівський [4], К.К. Писанець [5], Б.Ю. Кишакевич [6].

Незважаючи на значну кількість досліджень, які стосуються моделювання кредитних ризиків, сьогодні невирішеним залишається ряд завдань, присвячених методам оцінювання кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб, серед яких можна виділити проблему пошуку найбільш адекватного математичного інструментарію відповідно до наявної інформаційної бази. Зокрема, у проведених раніше дослідженнях недостатньо уваги приділено питанням щодо формування та аналізу початкового масиву даних.

Одним з важливих невирішених питань при оцінці кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб автори вважають визначення адекватних підходів врахування чинників, що характеризуються якісними показниками. В більшості випадків для оцінки кредитоспроможності фізичних осіб банківські установи використовують значну кількість таких показників. Отже, необхідно визначити підходи до способів вибору та врахування такого переліку кількісних та якісних показників, за яких підвищуватиметься адекватність отриманих моделей.

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. При побудові економіко-математичної моделі оцінки кредитоспроможності необхідно обробляти багато інформації – кількість чинників може сягати кількох десятків, а перелік позичальників кількох тисяч і більше. Обробка таких масивів інформації є складним завданням. Неможливо однозначно виділити набір чинників, які будуть однаково важливими для розв'язання задач класифікації. У представленій для аналізу інформації завжди присутні як важливі дані, так і такі, цінність яких сумнівна.

Крім того, значна частина даних, які включають до розгляду при оцінці кредитоспроможності, пред-

ставлена якісними показниками, які для подібних математичних моделей необхідно перетворювати в кількісні. У більшості випадків якісні значення описують за допомогою фіктивних змінних. Для випадку, коли якісна змінна описує лише два варіанти (наприклад, стать позичальника), вона може бути описана однією фіктивною змінною, що приймає значення 0 та 1 і кодує початкові якісні величини за принципом: 0 – певна якісна ознака відсутня, 1 – присутня. Для випадку, коли якісна змінна описує кілька варіантів, введення фіктивних змінних є більш складною процедурою. Наприклад, такий показник як освіта може приймати значення «середня», «середня спеціальна», «вища». Перетворення такої інформації в кількісну за допомогою однієї фіктивної змінної можливе шляхом кодування типу: «середня» – 1, «середня спеціальна» – 2, «вища» – 3.

Але за такого кодування може виникати неправдиве впорядкування значень. Автоматично встановлюється, що значення «середня спеціальна» є гіршим за «вища», оскільки кількісна оцінка однозначно фіксує перевищення однієї величини над іншою. Така ситуація незавжди відповідає дійсності і не для всіх випадків можна вважати такі заміни коректними. Більш точним в такому випадку є спосіб кодування якісних параметрів за допомогою кількох фіктивних змінних, кількість яких відповідає всім можливим варіантам, які описує якісна величина. Таким чином, початковий масив інформації, що налічує десятки параметрів для дослідження, може зростати в кілька разів.

За наявності великих сукупностей параметрів одна й та сама інформація може повторюватись в різних змінних, через що вони можуть бути сильно корельовані між собою. У таких випадках доцільно залишити тільки частину з кількох корельованих змінних. Однак у зв'язку з існуванням складних внутрішніх залежностей між досліджуваними чинниками може виникнути ситуація, коли дві чи більше взаємопов'язаних змінних разом несуть суттєву інформацію, яка не міститься в жодній з них окремо. Тому іноді доцільно не брати до уваги ті вхідні змінні, які містять навіть незначну інформацію.

Формулювання цілей статті. Зважаючи на вищевикладене, відбір початкових даних при розв'язанні задачі оцінки кредитоспроможності позичальника є важливим завданням. Найбільш ефективним способом формування оптимального початкового набору показників є повний перебір усіх можливих наборів даних та можливих різновидів моделей, що на практиці реалізувати неможливо.

У такому разі виникає необхідність пошуку адекватного математичного інструментарію, що є початковим етапом у розв'язанні задачі оцінки кредитоспроможності позичальника, а також зниження розмірності початкової сукупності даних.

Більшість соціально-економічних процесів є суттєво нелінійними, тому для їх дослідження доцільно використовувати відповідний математичний апарат. Саме таким інструментом для розв'язання задачі пошуку складних нелінійних функціональних залежностей у структурі пояснюючих змінних, що визначають кредитний ризик позичальників, є ймовірнісні нейронні мережі (*PNN – Probabilistic Neural Network*) [7]. Такі мережі, завдяки своїй радіально-базисній структурі, краще описують нелінійні залежності та дозволяють працювати з даними, що мають значний рівень шуму.

Побудова *PNN*-моделей при розв'язанні задач класифікації має в основі ідею оцінки щільності ймовір-

ності за допомогою ядерних функцій. *PNN*-мережа має не менше трьох шарів: вхідний, радіальний та вихідний. У вхідному шарі кількість елементів відповідає кількості чинників, за якими буде проводитись класифікація. Кількість радіальних елементів обирається у відповідності до обсягу навчальної вибірки. Вхідний шар та шар радіальних елементів утворюють повнозв'язну структуру. Кожному класу відповідає один вихідний елемент, який пов'язаний з усіма радіальними елементами, що належать до цього класу. Формальним правилом проведення класифікації є порівняння щільностей розподілу ймовірностей. Для оцінки функції щільностей розподілу ймовірностей, як правило, застосовують метод Парцена, відповідно до якого для кожного початкового елементу розглядається деяка вагова функція, яка має назву функції потенціалу чи ядра. У більшості випадків в якості ядерних функцій застосовується спрощена функція Гауса. В результаті значення вихідних сигналів будуть пропорційними ядерним оцінкам ймовірності належності відповідним класам, чим і визначається клас конкретного вхідного елементу.

До найбільш важливих переваг ймовірнісної мережі слід зарахувати той факт, що вихідне значення має ймовірнісний зміст і є зручним для інтерпретації ризику невиконання кредитних зобов'язань фахівцями банківських установ, крім того, така мережа дуже швидко навчається.

Ефективним засобом оптимізації параметрів нейронних мереж є генетичні алгоритми як адаптивний пошуковий метод, який спирається на селекцію найкращих елементів в популяції за аналогією з природним відбором та наслідуванням.

При застосуванні генетичного алгоритму для відбору вхідних факторів виконується велика кількість експериментів з різними комбінаціями пояснюючих змінних. Для кожної комбінації будується ймовірнісна мережа і оцінюються її результати. Аналогічна процедура повторюється з використанням методів генетичних алгоритмів для подальшого пошуку найкращого варіанту набору вхідних показників, що доцільно залишити для проведення подальших досліджень [8].

Схема поєднання роботи нейромереж та генетичного алгоритму для розв'язання задачі відбору чинників для оцінювання кредитоспроможності позичальників така. Обирається випадковий набір рядків. Значення даних в обраних рядках кодується послідовністю з нулів та одиниць. Одиниця відповідає включенню до розгляду відповідного фактора, при позначенні нулем відповідний фактор не враховується. Наприклад, при наявності масиву даних, що містить одинадцять факторів, кодування рядка у двійковому форматі виду 0000000011 буде означати, що в модель буде включено лише два останні чинники. Спочатку випадковим чином обирається набір рядків, які відповідають певному коду, що в термінах теорії генетичних алгоритмів називається популяцією. Отримані закодовані двійковими значеннями рядки використовуються у ймовірнісній нейронній мережі. Для оцінювання ефективності мережі визначається її похибка – середньоквадратичне відхилення значень різниці фактичних та прогнозованих моделлю величин вхідного показника, який в даному випадку визначає належність до певного класу позичальників. На основі таких похибок визначаються ті двійкові рядки, які дають кращий результат класифікації за допомо-

гою нейромережі, а отже, визначається саме набір тих чинників, за якими процес класифікації відбувається більш успішно.

Далі «погані» рядки виключаються з розгляду, а з тих, що залишилися, породжуються нові рядки за допомогою штучних генетичних операцій мутації та схрещування, утворюючи нову популяцію, для якої також застосовується нова нейромережа, визначається якість класифікації за відібраним набором чинників. Після реалізації такої процедури обирається найкращий представник останнього покоління, а саме та двійкова послідовність, що встановлює перелік чинників, врахування яких в нейромережі дає найбільш адекватний результат класифікації.

Виклад основного матеріалу. Вказаний підхід застосовано з метою відбору вхідних показників для розв'язання задачі оцінки кредитоспроможності фізичних осіб в середовищі пакету *STNeuralNetworks*.

Статистичним джерелом проведеного дослідження є дані з кредитних заявок позичальників-фізичних осіб комерційного банку та відомостей щодо виконання ними зобов'язань за отриманими кредитами. Ця інформація містить дані за 11 чинниками та нараховує 2 661 спостереження. Введемо позначення відібраних для аналізу чинників: *Var1* – вік позичальника, *Var2* – стать, *Var3* – наявність персональної інформації, *Var4* – стаж на останньому місці роботи, *Var5* – загальний стаж роботи, *Var6* – дохід, *Var7* – додатковий дохід, *Var8* – наявність раніше виплачених кредитів, *Var9* – розмір сім'ї, *Var10* – сімейний дохід, *Var11* – статус працівника.

Для побудови архітектури ймовірнісної нейронної мережі необхідно обрати кількість шарів, кількість нейронів кожного шару, функції активації тощо. Реалізація будь-якої нейронної мережі передбачає необхідність початкового встановлення ряду параметрів для налаштування. Залежно від обраних початкових налаштувань в кожному конкретному випадку результат моделювання змінюється. Одним з параметрів налаштування є також розмірність навчальної вибірки. Оскільки результати моделювання залежать від наведених параметрів, то при розв'язанні задач за допомогою нейромереж, як правило, проводиться серія експериментів з метою визначення найбільш адекватної нейронної мережі. При цьому доцільно провести процедуру відбору вхідних показників для вибірок різної розмірності. У такому дослідженні послідовно проаналізовані вибірки розмірності 100×11 , 200×11 , 400×11 , 800×11 , $1\ 200 \times 11$, $1\ 600 \times 11$, $2\ 661 \times 11$. Повний результат обробки першого масиву розмірністю 100×11 налічує 2 048 комбінацій, тому в табл. 1 представлено початковий фрагмент обробки даних.

У таблиці 1 в першому рядку відображено, яка похибка моделі властива кожній комбінації параметрів. Процедура відбору продовжується до моменту перебору всіх варіантів та обирається модель з найменшою похибкою. Кінцевий результат відбору наведено у таблиці 2.

В результаті проведених модельних експериментів обрано перелік вхідних змінних, використання яких доцільно для подальшого дослідження на основі побудованої ймовірнісної нейронної мережі.

Аналогічні результати для всіх масивів подано в таблиці 3.

Запропонований підхід належить до етапу попередньої обробки інформації при проведенні різноманітних досліджень, що вимагають використання значних масивів даних. Проведення вищеописаної

процедури попередньої обробки є доцільною при побудові, наприклад економетричних залежностей для оцінки кредитоспроможності позичальників. В результаті такого відбору визначено найбільш суттєвий перелік чинників, які дозволяють зменшити розмірність масиву даних для подальшої побудови математичної моделі оцінки кредитоспроможності позичальників, не втрачаючи при цьому її ефективності.

Проведений попередній аналіз здійснюється з метою використання обраних чинників при побудові нейронної мережі у вигляді багатосарового персеPTRону, на основі якого буде здійснюватися оцінка кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб.

Разом з описаним вище підходом до відбору показників пропонується також застосування більш спрощених порівняно з генетичним алгоритмом процедур. На основі застосування ймовірнісної мережі пропонується використовувати послідовні алгоритми з включенням чи виключенням чинників. Алгоритм послідовного включення починає з пошуку однієї вхідної змінної, яка найбільше визначає поведінку вихідної змінної. Далі визначається друга змінна, яка при додаванні її до першої максимально підвищує адекватність моделі. Процедура припиняється, коли або вичерпано всі змінні, або адекватність моделі перестає зростати.

Алгоритм послідовного виключення – це зворотній процес. Він починається з моделі, яка містить

Таблиця 1

Фрагмент обробки даних масиву 100×11

Похибка	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6	Var7	Var8	Var9	Var10	Var11
1,985209	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
1,983086	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+
1,986007	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
1,983758	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	+
1,984376	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-
1,981826	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-	+
1,984991	-	-	-	-	-	-	-	-	+	+	-
1,982324	-	-	-	-	-	-	-	-	+	+	+
1,952480	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-
1,951611	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	+
1,952935	-	-	-	-	-	-	-	+	-	+	-
1,951962	-	-	-	-	-	-	-	+	-	+	+
1,951721	-	-	-	-	-	-	-	+	+	-	-
1,950465	-	-	-	-	-	-	-	+	+	-	+
1,951976	-	-	-	-	-	-	-	+	+	+	-
1,950623	-	-	-	-	-	-	-	+	+	+	+
1,985429	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-
1,983260	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	+
1,986317	-	-	-	-	-	-	+	-	-	+	-
1,984019	-	-	-	-	-	-	+	-	-	+	+
1,984577	-	-	-	-	-	-	+	-	+	-	-
1,981975	-	-	-	-	-	-	+	-	+	-	+

Таблиця 2

Перелік обраних параметрів для масиву 100×11

Похибка	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6	Var7	Var8	Var9	Var10	Var11
1,907357	+	+	+	-	+	-	+	+	-	-	+

Таблиця 3

Перелік обраних параметрів для всіх масивів даних

Масив 100×11											
Похибка	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6	Var7	Var8	Var9	Var10	Var11
1,907357	+	+	+	-	+	-	+	+	-	-	+
Масив 200×11											
1,947571	+	-	+	+	+	+	-	+	+	-	+
Масив 400×11											
1,981107	-	+	-	+	+	-	-	+	-	-	-
Масив 800×11											
1,984208	+	-	-	+	+	+	+	+	-	-	+
Масив 1 200×11											
1,986925	+	+	+	+	+	-	-	+	-	-	-
Масив 1 600×11											
1,990200	+	+	-	+	+	-	+	+	-	+	-
Масив 2 661×11											
1,994870	+	+	-	+	+	-	-	+	-	-	-

всі змінні і потім вилучає їх по одній, на кожному кроці визначаючи ту змінну, яка при вилученні мінімально погіршує модель.

Для всіх сформованих у дослідженні масивів виконані всі описані алгоритми. Результат їх застосування наведено в таблиці 4.

Узагальнення проведеного аналізу дозволяє виділити з 11 початкових пояснюючих чинників 5, які доцільно залишити як вхідні змінні для використання в подальших дослідженнях.

Наступним етапом дослідження є використання нейромережі у вигляді багатошарового перцептрону, на основі якого здійснюється оцінка кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб.

З метою підтвердження доцільності проведення вищеописаної процедури попереднього відбору чинників порівнюються результати оцінки кредитоспроможності за допомогою двох нейромереж. Перша – багатошаровий перцептрон, який використовує лише п'ять відібраних чинників для масиву з 800 значень: *Var1*, *Var2*, *Var4*, *Var5*, *Var8*. Друга мережа – також багатошаровий перцептрон, який використовує всі початкові 11 чинників для того самого масиву з 800 значень.

Розрахунки проведено за допомогою *STATISTICA Neural Networks*.

На рисунку 1 наведено архітектуру та основні характеристики мережі для оцінки кредитоспроможності позичальників, яка використовує п'ять чинників та містить один прихований шар з 7 нейронів.

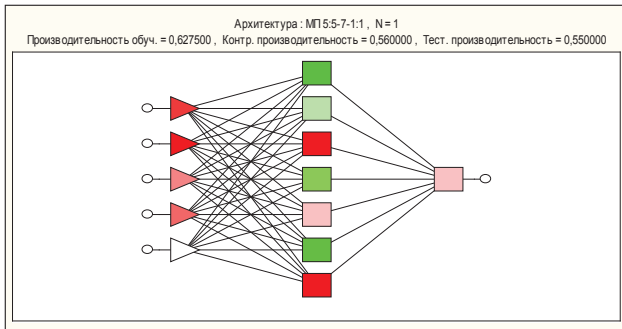


Рис. 1. Схема архітектури мережі для п'яти відібраних чинників оцінки кредитоспроможності позичальників та її основні характеристики

До основних характеристик мережі в *ST Neural Networks* належать показники, які мають назву «продуктивність», та визначають частку вірно класифікованих значень окремо для навчальної, контрольної та тестової вибірок. Для наведеної на рисунку 1 мережі точність класифікації для навчальної вибірки 62,8%, для контрольної – 56%, для тестової – 55%.

Для того самого масиву даних (800 значень), що містить всі 11 чинників, які описані в цьому дослідженні, використовується інша нейромережа. Це також багатошаровий перцептрон з одним прихованим шаром, який складається з 16 нейронів. Кількість нейронів прихованого шару для другої мережі обрано зі збереженням пропорції (5/7≈11/16).

На рисунку 2 наведено архітектуру та основні характеристики мережі, яка використовує 11 чинників оцінки кредитоспроможності позичальників та містить один прихований шар із 16 нейронів.

Для наведеної на рисунку 2 мережі точність класифікації для навчальної вибірки 60%, для контрольної – 60%, для тестової – 51,5%.

Аналіз характеристик двох отриманих мереж вказує, що точність класифікації для навчальної та тестової вибірок на основі мережі, яка побудована з використанням меншої кількості чинників, є вищою порівняно з тією, яка містить всі 11.

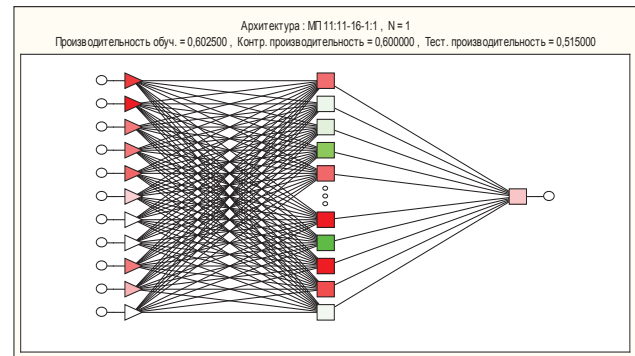


Рис. 2. Схема архітектури мережі для 11 чинників оцінки кредитоспроможності позичальників та її основні характеристики

Таблиця 4

Перелік обраних параметрів для всіх масивів даних за всіма процедурами відбору

Алгоритм послідовного включення змінних												
	Похибка	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6	Var7	Var8	Var9	Var10	Var11
100×11	1,891821	+	+	+	+	+	-	+	+	-	+	-
200×11	1,966728	+	+	-	+	+	+	+	+	+	+	+
400×11	1,979888	+	+	-	+	+	-	+	+	-	-	-
800×11	1,997309	+	+	+	+	+	-	-	+	-	-	+
1 200×11	2,001294	+	+	-	+	+	-	-	+	-	-	+
1 600×11	1,991607	+	+	-	+	+	-	-	+	-	-	-
2 661×11	1,996958	+	+	-	+	+	-	-	+	-	-	+
Алгоритм послідовного виключення змінних												
	Похибка	Var1	Var2	Var3	Var4	Var5	Var6	Var7	Var8	Var9	Var10	Var11
100×11	1,993235	+	+	+	+	+	+	-	+	+	+	-
200×11	1,949186	+	+	-	+	+	-	-	+	+	-	-
400×11	1,998469	+	+	-	+	+	-	+	+	+	-	+
800×11	2,005966	+	-	-	+	+	-	-	+	-	-	-
1 200×11	1,995658	+	-	+	+	+	-	+	+	-	-	-
1 600×11	1,996705	+	+	-	+	+	+	-	+	-	+	+
2 661×11	2,025797	+	+	+	+	+	+	-	+	-	-	-

Це є суттєвим результатом, оскільки друга нейронна мережа має значно більше параметрів за першу, а відповідно, має бути здатною до виявлення більш складних нелінійних закономірностей. Отже, можна вважати, що при проведенні оцінки класифікації позичальників-фізичних осіб на основі нейромережі у вигляді багатшарового перцептронну доцільно використовувати вищеописані процедури попереднього відбору чинників.

Висновки з цього дослідження. Вибір виду нейромережі в кожному конкретному дослідженні є окремим питанням. Так само окремого дослідження вимагають питання вибору параметрів та структури нейромережі. Наприклад, для багатшарового перцептронну необхідно досліджувати вплив на результати моделювання таких параметрів, як кількість прихованих шарів та кількість нейронів кожного прихованого шару. Так само важливим є дослідження щодо вибору переліку вхідних факторів та проведення процедури зменшення розмірності початкового масиву даних при побудові будь-яких нейронних мереж різноманітної структури. У роботі підтверджується, що це дає змогу отримати кращу за характеристиками модель нейромережі, яка має меншу складність.

Крім того, можна застосовувати описаний підхід до зменшення розмірності в інших задачах обробки великих масивів початкової інформації.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Ковтун Р.С. Значимость методико-практического аспекта оценки кредитоспособности физических лиц в рамках потребительского кредитования. [Электронный ресурс] / Р.С. Ковтун // Успехи современного естествознания. – 2007. – № 12. – С. 74–75. – Режим доступа : http://www.rae.ru/use/?section=content&op=show_article&article_id=7778703.
2. Кредитний ризик комерційного банку : навч. посіб. для студ. екон. спец. / В.В. Вітлінський, О.В. Пернарівський, Я.С. Накопичний [та ін.] ; за ред. В.В. Вітлінського. – К. : Знання, 2000. – 252 с.
3. Камінський А.Б. Скорингові технології в кредитному ризик-менеджменті / А.Б. Камінський, К.К. Писанець // Бізнес-інформ. – 2012. – № 4. – С. 197–201.
4. Пернарівський О.В. Аналіз, оцінка та способи зниження банківських ризиків / О.В. Пернарівський // Вісник НБУ. – 2004. – № 4. – С. 44–48.
5. Писанець К.К. Кредитный скоринг и принятие решений в финансовых моделях риск-менеджмента банков / К.К. Писанець // Уральский вестник. – Астана, 2013. – № 5. – С. 105–112.
6. Кишакевич Б.Ю. Моделирование та оптимізація кредитних ризиків банку : монографія / Б.Ю. Кишакевич. – Дрогобич : Коло, 2011. – 412 с.
7. Кветный Р.Н. Вероятностные нейронные сети в задачах идентификации временных рядов / Р.Н. Кветный, В.В. Кабачий, О.О. Чумаченко // Наукові праці ВНТУ. – 2010. – № 3. – С. 2–6.
8. 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.

УДК 658.14

Мацедонська Н.В.

кандидат економічних наук,

доцент кафедри фінансів та кредиту

*Вінницького навчально-наукового інституту економіки
Тернопільського національного економічного університету*

УПРАВЛІННЯ ГРОШОВИМИ ПОТОКАМИ НА ПІДПРИЄМСТВАХ ОЛІЙНО-ЖИРОВОЇ ГАЛУЗІ УКРАЇНИ

Стаття присвячена напрямкам і методам управління грошовими потоками на підприємствах олійно-жирової галузі. Виявлено особливості і проблеми управління грошовими потоками на підприємствах. Охарактеризовано методи оптимізації грошових потоків для забезпечення фінансової стабільності підприємств.

Ключові слова: грошові кошти, управління грошовими потоками, підприємства олійно-жирової галузі, платіжний календар, оптимізація грошових потоків, вирівнювання грошових потоків, синхронізація грошових потоків.

Мацедонская Н.В. УПРАВЛЕНИЕ ДЕНЕЖНЫМИ ПОТОКАМИ НА ПРЕДПРИЯТИЯХ МАСЛО-ЖИРОВОЙ ОТРАСЛИ УКРАИНЫ

Статья посвящена направлениям и методам управления денежными потоками на предприятиях масло-жировой отрасли. Определены особенности и проблемы управления денежными потоками на предприятиях. Охарактеризованы методы оптимизации денежных потоков для обеспечения финансовой стабильности предприятий.

Ключевые слова: денежные средства, управление денежными потоками, предприятия масло-жировой отрасли, платежный календарь, оптимизация денежных потоков, выравнивание денежных потоков, синхронизация денежных потоков.

Matsedonska N.V. CASH FLOW MANAGEMENT IN ENTERPRISES OF OIL AND FAT INDUSTRY OF UKRAINE

The article is dedicated to areas and methods of cash flow management in enterprises of oil and fat industry. The features and problems of cash flow management in enterprises are determined. We characterize methods for optimizing cash flow for secured financial stability.

Keywords: cash, cash flow management, enterprise of oil and fat industry, payment schedule, optimization of cash flows, alignment of cash flows, synchronization of cash flows.

Постановка проблеми. Олійно-жирові підприємства є стратегічно важливими для національного господарства як країни в цілому, так і окремих регіонів, та входять у першу п'ятірку галузей харчової промисловості за обсягами виробництва. Вони ста-

новлять важливу переробку ланку й одне із основних джерел забезпечення споживчого ринку продовольством [1, с. 8].

Управління – це трудомістка та складна робота керівників підприємства, адже їм щодня необхідно