

УДК 338.1; 658.8(075.8); 004.021

JEL Classification: C45, M31

Смерічевський Сергій Францович*д-р екон. наук, професор,
завідувач кафедри маркетингу
Національний авіаційний університет
(Київ, Україна)***Касьянова Наталія Віталіївна***д-р екон. наук, професор,
професор кафедри економічної кібернетики
Національний авіаційний університет
(Київ, Україна)***Глушаченко Сергій Сергійович***канд. екон. наук,
науковий співробітник
Інститут економіки промисловості НАН України
(Київ, Україна)*

МАРКЕТИНГОВІ ДОСЛІДЖЕННЯ КРЕДИТНОГО РЕЙТИНГУ НА ОСНОВІ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

В роботі розглянуті актуальні проблеми оцінки кредитного рейтингу підприємства на основі використання методів економіко-математичного моделювання шляхом побудови та навчання штучної нейронної мережі. Визначено основні етапи нейромережевого моделювання процесу формування кредитного рейтингу підприємства. Теоретичні пропозиції підтверджено практичними розрахунками. Для оцінки кредитного рейтингу підприємства побудована багатошарова нейронна мережа з прямим зв'язком. В результаті проведеного експерименту на наявній вибірці нейронна мережа побудована з точністю 98,7 %, що є задовільним показником її роботи. Авторами обґрунтована доцільність використання запропонованого програмного продукту банками для автоматизованої оцінки кредитоспроможності потенційних клієнтів.

Ключові слова: кредитний рейтинг, кластерний аналіз, штучна нейронна мережа, багатошаровий перцептрон.

DOI: 10.15276/mdt.1.2.2017.2

Постановка проблеми в загальному вигляді та її зв'язок з важливими науковими або практичними завданнями. В сучасній економічній системі кредитні рейтинги країн, регіонів, організацій та підприємств стали важливим інформаційним засобом, інструментом встановлення та підтримання ділових відносин в рамках господарської діяльності, регулювання ділового спілкування. Різноманіття суб'єктів і відносин між ними вимагає створення простої та зрозумілої системи, що дозволяє оцінити фінансовий стан і тенденції розвитку суб'єктів господарювання. У сучасному розумінні рейтинг – комплексна оцінка стану суб'єкта, яка дозволяє віднести його до певного кластеру або категорії. З цієї точки зору рейтинг виконує функцію перетворення великого обсягу інформації в публічну думку щодо класифікаційної групи, до якої відноситься суб'єкт.

Проведений аналіз методик, які застосовуються вітчизняними комерційними банками, показав, що більшість з них є запозиченими із зарубіжних джерел та використовувані в даних методиках розрахунки оцінки фінансового стану неможливо застосувати до вітчизняних підприємств. В даний час вітчизняними банками недостатньо застосовуються комп'ютерні технології, засновані на використанні штучного інтелекту. За кордоном уже сформувався позитивний досвід застосування нейронних мереж кредитними організаціями. Однак ні вітчизняні підприємства, ні комерційні банки не застосовують методик маркетингових досліджень, заснованих на використанні нейронних мереж, що дозволяють визначити кредитний рейтинг позичальника, надають можливість скоротити час розгляду кредитних заявок та істотно підвищити точність оцінки кредитоспроможності позичальника.

Аналіз останніх досліджень і публікацій, в яких покладений початок вирішенню даної проблеми і на які спирається автор. Нейромережева підтримка прийняття рішень в економіці в сучасній літературі висвітлена недостатньо. Практичний інтерес щодо застосування штучних нейронних мереж в фінансово-кредитній діяльності представляють роботи Бестенса Д.-Е., Ван Ден Берга В.-М., Вуда Д., Єжова А. [1–2; 7–9].

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми, котрим присвячується стаття. Потребує подальшого розвитку механізм оцінки кредитного рейтингу підприємств. Конкретні шляхи й інструменти формування кредитного рейтингу підприємств різних галузей економіки з урахуванням не лише фінансових, а й загально-економічних чинників залишаються недостатньо дослідженими.

Формулювання мети статті (постановка завдання). Метою статті є обґрунтування теоретико-методичних засад, розробка методичного забезпечення та практичних рекомендацій щодо оцінки кредитного рейтингу підприємств на основі використання нейронних мереж.

Викладення основного матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням отриманих наукових результатів. Маркетингові дослідження кредитного рейтингу проводяться для формування моделі оцінки кредитного рейтингу на основі штучної нейронної мережі. Традиційно найбільш трудомістким є процес формування масиву даних для розробки моделі, який складається з двох підмножин – підмножина цільових даних, на якому буде навчатися та тестуватися мережа, і підмножина ендогенних факторів, які визначають значення шуканого драйвера. При цьому дані повинні бути по можливості попередньо оброблені для збільшення якості моделі. З цією метою в багатьох статистичних пакетах реалізовані процедури обробки, які служать інструментами очищення та відновлення вихідних даних. Загальний принцип попередньої обробки даних для навчання полягає в максимізації ентропії входів і виходів [2].

Основні процедури попередньої обробки даних полягають в наступному:

– кодування даних – переведення всіх факторів в числове вираження, оскільки для роботи мережі всі входи мережі повинні бути числовими;

– нормалізація даних – для швидкого навчання мережі, а також з метою уникнути «застрявання» в локальних мінімумах, необхідно, щоб всі вхідні дані були нормалізовані. Найбільш поширена процедура нормалізації за формулою

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (1)$$

– парціальна обробка – спектральна обробка, відновлення пропущених значень, вейвлет перетворення, робастна фільтрація (редагування аномальних значень).

Відбір ендогенних керуючих факторів повинен бути проведений як з використанням кореляційного аналізу, тобто відбираються ті чинники, зв'язок шуканого драйвера з якими статистично значущий, так і з використанням експертних висновків, оскільки не будь-який зв'язок може математично ідентифікується на етапі попереднього відбору факторів. Однак експерти, які працюють в даній конкретній сфері, досить добре «відчують ринок» і можуть визначити фактори, які не враховані в результаті кореляційного аналізу. Необхідно провести попередню статистичну роботу з виділенням факторів методом головних компонент. Така обробка необхідна для редукції числа факторів. Слід враховувати, що загальна кількість факторів повинна відповідати кількості даних, що використовуються в процесі навчання нейронної мережі.

Факторами також можуть виступати циклічна і сезонна складова динаміки драйвера, а також помилка прогнозу попереднього періоду. У цьому випадку мережа буде відрізнятися від традиційної мережі прямого поширення і стає рекурентною.

Крім того, для відстеження та коригування прогнозу фактичні дані повинні бути доступні з не дуже великим запізненням. Найбільш прийнятними для цього є показники державної статистики, факт за якими регулярно публікується в офіційних звітах, для планування можуть бути використані консенсус-прогнози ряду найбільш авторитетних джерел, в числі яких також можуть виступати галузеві міністерства та відомства.

Після формування бази даних для побудови нейронної мережі, відбувається безпосередньо її розробка. Оскільки формування мережі, а тим більше її навчання, досить складний процес, для цього найкраще використовувати готові програмні рішення щодо штучних нейронних мереж.

Запропонований підхід надає можливості ідентифікації окремих операцій обробки інформації, визначення потреби у виконавцях конкретної кваліфікації, що дозволить спростити впровадження розроблених науково-методичних положень на конкретних підприємствах та в кредитних установах.

Попередньо перетворюється наявна інформація в форму, піддається аналізу. Це можна здійснити наступними двома способами.

1. Перетворити кожен знак в окрему двійкову змінну. Цей підхід незручний в тому плані, що призводить до великої кількості змінних, хоча він не нав'язує ніяких додаткових відносин між залежною і незалежними змінними.

2. Перетворити кожен характеристику в змінну, яка буде приймати значення, відповідні відношенню числа «поганих» клієнтів з даною ознакою до «хороших» клієнтів з цією ж ознакою. Більш ускладнений варіант – взяти логарифм цього відношення. Таким чином, кожна ознака отримує числову величину, що відповідає рівню її «ризикованості».

Нейронна мережа – динамічна система з сукупності пов'язаних між собою (як вузли спрямованого графа) елементарних процесів (формальних нейронів) і здатна генерувати вихідну інформацію у відповідь на вхідну дію. Штучні нейронні мережі – математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму.

З точки зору машинного навчання нейронна мережа являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, методів кластеризації. З математичної точки зору навчання нейронних мереж – це багатопараметричне завдання нелінійної оптимізації.

Для оцінки кредитного рейтингу підприємства побудована багатоваріантова нейронна мережа з прямим зв'язком. Вибір такої архітектури пов'язаний з тим, що

мережі з прямим зв'язком є універсальним засобом апроксимації функцій, що дозволяє їх використовувати в рішенні задач класифікації. Як правило, нейронні мережі виявляються найбільш ефективним способом класифікації, тому що генерують фактично велике число регресійних моделей (які використовуються в рішенні задач класифікації статистичними методами).

Обробка анкет і рішення задачі класифікації проводилася за допомогою пакета «Нейронні мережі» програми *STATISTICA 8 Neural Networks (SNN)*. Була поставлена класифікаційна задача: виходячи з наявної інформації про потенційних клієнтів банку, найбільш точно розділити їх на кластери.

Нейромережеве моделювання проводилося в кілька етапів:

- збір і підготовка даних, поділ на навчальні та тестові вибірки;
- попередня обробка даних, перетворення для подачі на вхід нейронної мережі;
- конструювання і навчання мережі;
- діагностика мережі.

Перший етап роботи полягає у підготовці вихідних даних. Банком було надано інформацію про позичальників з рішенням про надання кредиту. Відповідно до цього була обрана система ознак фінансового стану підприємства, і складена база даних на 70 клієнтів. Вихідні дані були розділені на 2 безлічі: навчальна (56), на якому проводилося навчання, і тестова (14) – верифікація.

Другий етап – попередня обробка наявних даних, перетворення для подачі на вхід нейронної мережі. Завдання продиктувало наступну структуру нейронної мережі: вхідний шар складався з 21 нейрона (показників), а вихідний – з одного нейрона (кредитний рейтинг підприємства). Вхідна інформація потребувала нормалізації, яка була здійснена за формулою 1.

Також було обрано систему вихідних значень за кластерами від 1 до 9.

Таким чином, отримуємо навчальну вибірку D – набір спостережень, для яких вказані значення вхідних і вихідних змінних:

$$D = \{(\bar{x}_j, Var22_j), j = 1, \dots, 100\}, \quad (2)$$

де

$$\bar{x}_j = (Var1, Var2, \dots, Var21) \quad (3)$$

Для аналізу потрібно мати порядку сотень або тисяч спостережень; чим більше в завданні змінних, тим більше потрібно мати спостережень. Наша таблиця даних складається з 70 спостережень і 22 змінних.

На третьому етапі нейромережевого аналізу проводиться конструювання та навчання нейронної мережі. Завдання полягає в тому, щоб побудувати нейронну мережу на наявних даних та здійснити її навчання.

Далі проводилося навчання нейронної мережі по позичальниках, результат ділових відносин з якими відомий. Програма методом перебору побудувала оптимальну топологію нейронної мережі та провела її навчання на заданій вибірці, результати яких наведено на рис. 1.

Спираючись на значення коефіцієнта кореляції, було обрано найкращу з моделей для формування кредитного рейтингу підприємства – модель MLP 21-13-1, архітектура якої носить назву багат шаровий персеptron.

Багат шаровий персеptron Розенблатта – це персеptron з додатковими шарами асоціативних елементів, розташованими між відповідними чутливими (сенсорними) елементами і реагуючими елементами.

| Statistics | Predictions statistics (нейрон70-2) Target: кредитний рейтинг | | | | |
|--|--|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | 1.MLP 21-13-1 | 2.MLP 21-13-1 | 3.MLP 21-15-1 | 4.MLP 21-13-1 | 5.MLP 21-16-1 |
| Minimum prediction (Train) | 1,01777 | 1,38607 | 0,96684 | 1,01848 | 1,10876 |
| Maximum prediction (Train) | 8,99993 | 8,98369 | 9,02708 | 8,97424 | 8,97693 |
| Minimum prediction (Test) | 5,12883 | 5,07840 | 5,15894 | 5,16700 | 5,14658 |
| Maximum prediction (Test) | 8,67011 | 8,99529 | 9,17320 | 9,10014 | 9,32382 |
| Minimum prediction (Validation) | 3,25056 | 3,14733 | 3,11802 | 3,32190 | 3,24392 |
| Maximum prediction (Validation) | 6,62017 | 6,48298 | 6,69183 | 6,56127 | 6,68903 |
| Minimum prediction (Missing) | | | | | |
| Maximum prediction (Missing) | | | | | |
| Minimum residual (Train) | -0,50184 | -0,58485 | -0,69169 | -0,55002 | -0,56993 |
| Maximum residual (Train) | 0,54393 | 0,69682 | 0,58910 | 0,57033 | 0,62055 |
| Minimum residual (Test) | -0,45744 | -0,37506 | -0,33374 | -0,44169 | -0,42267 |
| Maximum residual (Test) | 0,32989 | 0,14932 | 0,24084 | 0,39126 | 0,12762 |
| Minimum residual (Validation) | -0,43469 | -0,43844 | -0,38638 | -0,36340 | -0,42322 |
| Maximum residual (Validation) | 0,37983 | 0,51702 | 0,30817 | 0,43873 | 0,31097 |
| Minimum standard residual (Train) | -2,75143 | -2,65390 | -3,56298 | -2,93518 | -2,83330 |
| Maximum standard residual (Train) | 2,98221 | 3,16199 | 3,03450 | 3,04361 | 3,08491 |
| Minimum standard residual (Test) | -2,35116 | -2,22502 | -1,97020 | -2,39628 | -2,39199 |
| Maximum standard residual (Test) | 1,69558 | 0,88585 | 1,42178 | 2,12272 | 0,72225 |
| Minimum standard residual (Validation) | -2,51260 | -2,31795 | -2,22206 | -1,86314 | -2,49685 |
| Maximum standard residual (Validation) | 2,19550 | 2,73338 | 1,77226 | 2,24936 | 1,83463 |

Рисунок 1 – Результати побудови нейронних мереж формування кредитного рейтингу

Всі шари даного багатошарового перцептрона не обов'язково будуть здатні навчатися, деякі з них, наприклад, можуть бути обрані зовсім випадково і фіксуватися. Обробка інформації в моделі багатошарового перцептрона складається з взаємодії між шарами нейронів в системі, в результаті якої нейрони вихідного шару передають результат взаємодії в зовнішнє середовище. Таким чином, проектування зв'язків між нейронами еквівалентне програмуванню системи для обробки входу і створенню бажаного виходу.

Було побудовано 5 нейронних мереж (рис. 2).

| Index | Net. name | Training perf. | Test perf. | Validation perf. | Training error | Test error | Validation error |
|-------|-------------|----------------|------------|------------------|----------------|------------|------------------|
| 1 | MLP 21-13-1 | 0,986945 | 0,984440 | 0,978792 | 0,033267 | 0,037854 | 0,029931 |
| 2 | MLP 21-13-1 | 0,981218 | 0,987519 | 0,973027 | 0,048565 | 0,028413 | 0,035778 |
| 3 | MLP 21-15-1 | 0,985197 | 0,986536 | 0,978767 | 0,037688 | 0,028695 | 0,030235 |
| 4 | MLP 21-13-1 | 0,986267 | 0,974371 | 0,975852 | 0,035114 | 0,033975 | 0,038043 |
| 5 | MLP 21-16-1 | 0,984101 | 0,988442 | 0,982275 | 0,040463 | 0,031224 | 0,028731 |

Рисунок 2 – Аналіз нейромережових моделей для формування кредитного рейтингу

Для розробленої методики формування образу клієнта-позичальника банку використана структура перцептрона, що характеризується повним зв'язком нейронів; двобічним зв'язком, при якому нейрони першого шару пов'язані з нейронами другого, котрі, в свою чергу, мають зв'язок з нейронами першого шару. Нейронна мережа має три шари нейронів з ієрархічним зв'язком. Перший шар є вхідним шаром, який отримує зовнішні дані у вигляді фінансових коефіцієнтів. Нейрони вхідного шару посиляють сигнали всім нейронам наступного шару. Нейрони другого шару відзначають властивості фінансових коефіцієнтів. Третій шар є вихідним, і кожен нейрон в ньому видає або не видає сигнал. Цей шар має зворотний зв'язок з другим шаром. На початку

роботи перцептрон не має повного зв'язку між другим і третім шарами. Він створюється в процесі навчання перцептрона.

Навчання перцептрона відбувається наступним чином. На вхід перцептрона подають безліч сукупностей фінансових коефіцієнтів, що характеризують позичальника, з навчальної підмножини по одному і підлаштовують ваги, поки не буде досягнутий необхідний вихід. За кінцевим числом кроків мережа навчилася розділяти кластери за станами підприємств, відповідних фактів погашення позичкової заборгованості за умови, що безліч лінійно роздільна. Нейрони другого і третього шару обчислюють їх вхід, використовуючи рівняння.

Четвертий етап полягає у діагностиці та перевірці адекватності нейронної мережі. Для завдання формування образу позичальників змінюють ваги відповідно до необхідного і реальних значеннями виходу кожної полярності як для безперервних, так і для бінарних входів і виходів. Порівняння отриманих результатів проведеного нейромережевого аналізу і фактичного результату погашення кредитів і обслуговування боргу тією ж вибіркою клієнтів банку дозволяє зробити висновок про можливість подальшого використання нейромережевого аналізу на основі багатозарового перцептрона з урахуванням оцінки позичальника. Після збереження отриманої мережі здійснюється перевірка ефективності її роботи на тестових даних (рис. 3).

| Predictions spreadsheet for кредитний рейтинг (нейрон70-2) Samples: Test, Validation | | | |
|---|------------|--------------------------|---|
| Case name | Sample | кредитний рейтинг Target | кредитний рейтинг - Output 1. MLP 21-13-1 |
| 3 | Validation | 6,000000 | 6,147819 |
| 9 | Test | 6,000000 | 6,118446 |
| 10 | Validation | 6,000000 | 5,933716 |
| 18 | Validation | 4,000000 | 4,172717 |
| 26 | Validation | 3,000000 | 3,250561 |
| 27 | Test | 9,000000 | 8,670106 |
| 34 | Test | 5,000000 | 5,310930 |
| 36 | Test | 5,000000 | 5,128827 |
| 39 | Validation | 6,000000 | 6,073751 |
| 45 | Validation | 6,000000 | 6,434694 |
| 48 | Test | 6,000000 | 6,280492 |
| 49 | Test | 7,000000 | 6,682634 |
| 54 | Test | 6,000000 | 6,189949 |
| 56 | Test | 7,000000 | 6,991940 |
| 57 | Test | 6,000000 | 6,457445 |
| 61 | Validation | 6,000000 | 6,273741 |
| 62 | Test | 6,000000 | 6,310077 |
| 64 | Validation | 6,000000 | 5,924511 |
| 65 | Validation | 6,000000 | 5,754121 |
| 69 | Validation | 7,000000 | 6,620167 |

Рисунок 3 – Результати тестування нейронної мережі MLP 21-13-1

Порівняння результату, наданого банком, з отриманим прогнозом показав, що збіг відбувається у 98,7 % випадках. Можна зробити висновок, що отриману мережу можна використовувати для визначення кредитного рейтингу позичальника.

Архітектура (число шарів і число нейронів в кожному шарі) навченої формальної нейронної мережі представлена на рис. 4.

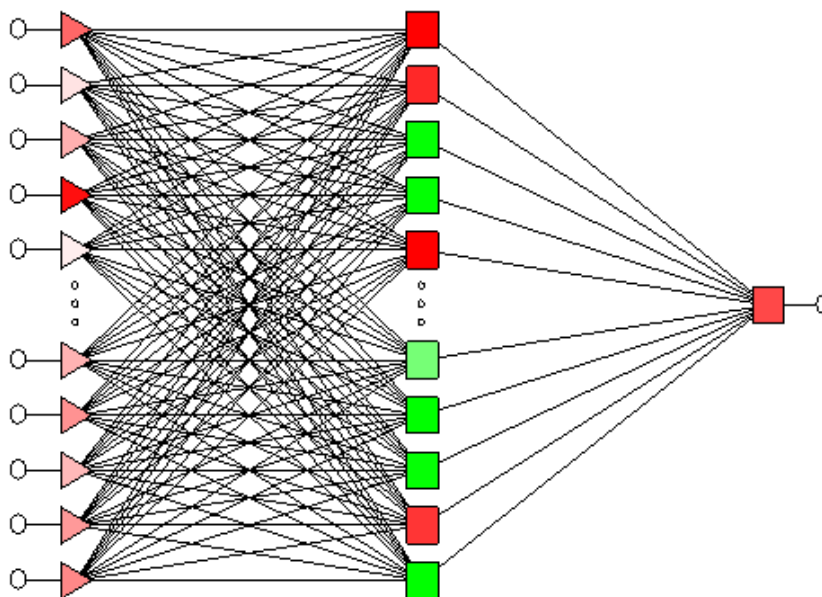


Рисунок 4 – Архітектура нейронної мережі MLP 21-13-1

Аналіз чутливості показав ступінь впливу кожного фактора анкети на результат: чим менший ранг, відповідний змінній, тим більше вплив її на вихідний параметр.

Аналіз отриманих даних дозволив зробити висновок щодо адекватності розроблених моделей та високої якості прогнозу, на їх основі досліджуваних результатуючих показників.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розробок за даним напрямом. В результаті проведеного експерименту на наявній вибірці нейронна мережа побудована з точністю 98,7 %, що є задовільним показником її роботи (мінімальна кількість правильних передбачень має бути на рівні не нижче 80 %). Це дозволяє зробити висновок про доцільність використання даного програмного продукту банками для автоматизованої оцінки кредитоспроможності потенційних клієнтів. Для реальної пропозиції кредитним організаціям потрібне поповнення клієнтської бази, донавчання нейронної мережі для серйозного функціонування. Отже, нейронні мережі можуть бути використані як надійний дієвий інструмент аналізу та прогнозування соціально-економічних явищ, в тому числі в сфері розрахунку кредитних ризиків підприємств-позичальників. Прийняття управлінських рішень щодо підвищення рівня кредитоспроможності підприємства доцільно здійснювати шляхом побудови економіко-математичної моделі на основі вагових коефіцієнтів.

1. Бэстенс Д.-Э., Ван Ден Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки. Принятие решений в торговых операциях. М. : ТВП, 1997. 254 с.
2. Ежов А. А., Шумский С. А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе : учеб. пособие. М. : МИФИ, 1998. 222 с.
3. Азаренкова Г. М., Беленкова О. О. Рейтингове оцінювання як метод визначення кредитоспроможності позичальників банку // Вісник Університету банківської справи Національного банку України. 2011. № 1 (10). С. 219–223.

4. Внукова Н. М., Притула Н. І. Сучасні підходи до методичного забезпечення кредитно-рейтингової оцінки підприємств-емітентів // *Економіка України*. 2007. № 10. С. 38–42.
5. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / пер. с англ. М : Вильямс, 2001. 287 с.
6. Юркевич О. М. Кредитний рейтинг як інструмент оцінки кредитного ризику // *Фінанси, облік, аудит*. 2009. № 13. С. 130–135.
7. Goldberg D. E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. USA : Addison-Wesley Publishing company, Inc., 1989. 45 p.
8. Davis L. *Handbook of Genetic Algorithms*. New York : Van Nostrand Reinhold, 1991. 280 p.
9. Zadeh L. A. Fuzzy logic, neutral networks and soft computing // *Commun. ACM*, 1997. Vol .37. P. 77–84.
10. Цифровий маркетинг – модель маркетингу XXI сторіччя / М. А. Окландер, Т. О. Окландер, О. І. Яшкіна [та ін.]. / за ред. М.А. Окландера. Одеса : Астропринт, 2017. 292 с.
11. Конкурентоспроможність підприємства: оцінка рівня та напрями підвищення / О. Г Янковий, О. Б. Чернишова, С. М. Цуркан [та ін.]. / за ред. О.Г. Янкового. Одеса : Атлант, 2013. 470 с.

1. Bestens, D.-E., & Van Den Berg, V.-M., & Vud, D. (1997). *Neyronnyie seti i finansovyye ryinki. Prinyatie resheniy v togovyih operatsiyah [Neural networks and financial markets. Decision making in trading operations]*. M: TVP [in Russian].
2. Ezhov, A.A., & Shumskiy, S.A. (1998). *Neyrokompyuting i ego primeneniye v ekonomike i biznese: uchebnoye posobie [Neurocomputing and its application in economics and business: a tutorial]*. M: MIFI [in Russian].
3. Azarenkova, H.M., & Bielienskova, O.O. (2011) Reitynhove otsiniuvannya yak metod vyznachennia kredytopromozhnosti pozychalnykiv banku [Rating assessment as a method of determining the borrower's creditworthiness of a bank]. *Visnyk Universytetu bankivskoi spravy Natsionalnoho banku Ukrainy – Bulletin of the University of Banking of the National Bank of Ukraine*, 1 (10), 219–223 [in Ukrainian].
4. Vnukova, N.M., & Prytula, N I. (2007). Suchasni pidkhody do metodychnoho zabezpechennia kredytno-reitynhovoi otsinky pidpriemstv-emitentiv [Modern approaches to methodological support of credit rating rating of issuing companies]. *Ekonomika Ukrainy – Economy of Ukraine*, 10, 38–42 [in Ukrainian].
5. Kallan, R. (2001). *Osnovnyie kontseptsii neyronnyih setey [Basic concepts of neural networks]*. M: Vilyams [in Russian].
6. Yurkevych, O.M. (2009). Kredytnyi reitynh yak instrument otsinky kredytnoho ryzyku [Credit rating as a tool for credit risk assessment]. *Finansy, oblik, audit - Finance, accounting, audit*, 13, 130–135 [in Ukrainian].
7. Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. USA: Addison-Wesley Publishing company, Inc.
8. Davis, L. (1991). *Handbook of Genetic Algorithms*. New York: Van Nostrand Reinhold.
9. Zadeh, L.A. (1997). Fuzzy logic, neutral networks and soft computing. *Commun.*, 37, 77–84.
10. Oklander, M.A., & Oklander, T.O., & I. Yashkina. (2017). *Tsyfrovyi marketynh – model marketynhu XXI storichchia – Digital Marketing – The Marketing Model of the 21st Century*. Odessa: Astroprynt [in Ukrainian].
11. Yankovyi, O.H., & Chernyshova, O.B., & Tsurkan, S. M. (2013). Konkurentospromozhnist pidpriemstva: otsinka rivnia ta napriamy pidvyshchennia – Competitiveness of the enterprise: assessment of the level and directions of improvement. Odessa: Atlant [in Ukrainian].

C.F. Smerichevskiy, *Doctor of Economics, Professor, Head of the Department of Marketing, National Aviation University (Kyiv, Ukraine)*

N.V. Kasianova, *Doctor of Economics, Professor, Professor of the Department of Economic Cybernetics, National Aviation University (Kyiv, Ukraine)*

C.C. Hlushachenko, Ph.D., Researcher, Institute of Industrial Economics, National Academy of Sciences of Ukraine (Kyiv, Ukraine)

Marketing research of credit rating on the basis of artificial neural network.

The aim of the article. *The aim of this paper is to study the theoretical and methodological principles and development the practical guidelines for the assessment of credit rating of an enterprise by the help of neural networks.*

The results of the analysis. *It is determined that the neural network is a dynamic system with the set of interconnected elementary processes and it is able to generate the output information in response to the input action. Artificial neural networks are the mathematical models as well as software or hardware applications, which are built on the principle of the organization and operation of biological neural networks such as networks of nerve cells of a living organism. We proved that in terms of machine learning the neural network is a special case of pattern recognition techniques, discriminant analysis, clustering methods. From a mathematical point of view, the training of neural networks is a multi-parameter problem of nonlinear optimization. A multi-layered neural network with a direct link is proposed to assess the credit rating of an enterprise.*

It was shown that processing of questionnaires and the decision of the classification problem was carried out with the help of "Neural Networks" package of the STATISTICA 8 Neural Networks (SNN) program, which is intended for clustering of potential bank customers. At the first stage of operation we proposed to prepare the output data; to carry out preliminary data processing for the input of the neural network should be realized at the second stage, and to form a neural network based on available data and carry out its training should be made at the third stage. To form the credit rating of the company we chosen MLP 21-13-1 model, which architecture is called multilayer perceptron. Multilayer Rosenblatt perceptron is a perceptron with additional layers of associative elements located between the corresponding sensitive (sensory) elements and reacting elements. We used the structure of the perceptron for the method of forming the image of the bank client-borrower, which characterized by the complete neurons connection, a double bond in which neurons of the first layer are associated with neurons of the second, which, in turn, have a connection with the neurons of the first layer.

We proved that the comparison of the results of the conducted neural network analysis and the actual result of repayment of loans and debt servicing by the same sample of bank customers allows us to conclude that it is possible to further use the neural network analysis based on the multilayered perceptron, taking into account the assessment of the borrower. It is determined that the sensitivity analysis allows us to estimate the degree of influence of each factor of the questionnaire on the result: the smaller the rank which corresponds to variable, the greater its effect on the original parameter.

Conclusions and direction for further research. *As a result of the experiment conducted on the available sample, the neural network is constructed with an accuracy of 98.7%, which is a satisfactory indicator of its operation (the minimum number of correct predictions should be at least 80%). This allows us to conclude that usefulness of this software product to the banks for the automation of the assessment of potential customers' credit worthiness is appropriate. For a real offer, credit organizations need to replenish the client base, train the neural network for the further operation. Consequently, neural networks can be used as a reliable and effective tool for analyzing and forecasting socio-economic phenomena, including in the area of credit risk calculation for borrowing companies. It is advisable to make managerial decisions to increase the level of creditworthiness of enterprises by constructing an economic-mathematical model based on weight coefficients.*

Key words: credit rating, cluster analysis, artificial neural network, multilayer perceptron

Надійшло до редакції 17 вересня 2017 р.