

Владислав Вікторович КОРЧИНСЬКИЙ

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана
E-mail: Vladislav.korchynskyi@gmail.com

Вікторія Вадимівна ЧЕРНИШОВА

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана,
E-mail: vikachernishova@i.ua

ПОБУДОВА СКОРИНГОВОЇ МОДЕЛІ НА ОСНОВІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПЕРСЕПТРОН

Корчинський, В. В. Побудова скорингової моделі на основі нейронної мережі типу Персептрон [Текст] / Владислав Вікторович Корчинський, Вікторія Вадимівна Чернишова // Український журнал прикладної економіки. – 2016. – Том 1. – № 4. – С. 46-55. – ISSN 2415-8453.

Анотація

У статті побудовано скорингову модель оцінювання надійності позичальників банку. Проведено аналіз та нормалізацію статистичних, анкетних даних позичальників. На основі цих даних побудовано нейронну мережу типу персептрон та досліджено ефективність та якість її прогностичних властивостей при зміні її конфігурації. Скорингові моделі, засновані на нейронних мережах, можуть бути застосовані для оцінювання надійності позичальників у банківській сфері, для визначення доцільності надання кредитів.

Ключові слова: нейронна мережа; скорингова модель; персептрон; кредитування; надійність позичальника; конфігурація нейромережі.

Vladyslav Viktorovych KORCHYNS'KYI

Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman
E-mail: Vladislav.korchynskyi@gmail.com

Viktoriya Vadymivna CHERNYSHOVA

Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman
E-mail: vikachernishova@i.ua

CONSTRUCTION OF THE SCORING MODEL ON THE BASIS OF NEURAL NETWORK OF PERCEPTRON TYPE

Abstract

The scoring model of evaluation of the reliability of bank borrowers has been constructed. The analysis and normalization of statistics personal data of borrowers has been conducted. On the basis of these data it has been constructed the neural network of perceptron type. The effectiveness and quality of its forecasting properties by changing its configuration have been

© Владислав Вікторович Корчинський, Вікторія Вадимівна Чернишова, 2016

ISSN 2415-8453. Український журнал прикладної економіки. 2016 рік. Том 1. № 4.

investigated. Scoring models which are based on neural networks can be used to evaluate the reliability of borrowers in the banking sector and to determine the feasibility of granting loans.

Keywords: *neural network; scoring model; perceptron; credit; reliability of the borrower; neural network configuration.*

JEL classification: G210, C45

Вступ

Кожне підприємство, яке функціонує на ринку банківських послуг, кожний комерційний банк постійно має справу з ризиками, що виявляються в різних аспектах його діяльності.

З усіх існуючих ризиків найбільший вплив у банківському секторі справляє кредитний. Національний банк України в нормативних документах [1] визначає його як «наявний або потенційний ризик для надходжень і капіталу, який виникає через неспроможність сторони, що взяла на себе зобов'язання, виконати умови будь-якої фінансової угоди із банком або в інший спосіб виконати взяті на себе зобов'язання».

Цей факт підтверджують наступні статистичні дані [2]: якщо на 2013 рік частка доходів від кредитування в сумі загальних доходів по банківській системі складала 76,9 %, то на I квартал 2016 року цей показник складає 92,5 %. І хоча частка з року в рік може коливатися, за останні роки вона стабільно перевищує 2/3 загального доходу банків по банківській системі. Інші дані НБУ [3] показують, що загальна сума кредитів, наданих юридичним та фізичним особам загалом, зросла з 815 327 млн грн у 2013 році до 948 599 млн грн станом на 01.05.2016 року. Отже, кредитний ризик у результаті його реалізації може завдати найбільших збитків і спричинити найбільш негативні наслідки порівняно з іншими ризиками банківської діяльності.

Погіршує ситуацію у сфері кредитування й нестабільна ситуація, що склалася в банківському секторі. Загалом на поточний момент стан банківської системи можна охарактеризувати як критичний. Про це свідчать деякі негативні тенденції, зокрема зростання частки задоволеної заборгованості у загальній сумі кредитів з 7,7 % у 2014 році до 23,5 % у I кварталі 2016 року [3]. Така тенденція, в поєднанні зі зростаючою кількістю наданих кредитів та часткою доходів від них, є вкрай негативною і свідчить про зростаючу неплатоспроможність позичальників.

Таким чином, великого значення набуває пошук шляхів зниження ризику неповернення коштів, у тому числі – через упровадження адекватної та ефективної системи оцінювання надійності позичальника. Найбільш ефективною та справедливою в Європі визнана саме модель скорингового оцінювання, що в Україні, на жаль, не набула поширення.

Проблеми кредитного скорингу широко висвітлені у науковій літературі і на сьогодні представлені дослідниками з багатьох країн світу. Серед найбільш значущих варто назвати праці вчених А. Камінського [4; 5], В. Вітлінського [6], Р. Андерсона [7]. Фахівці пропонують вирішення таких проблем, як розробка скорингових систем, упровадження їх до бізнес-процесів кредитних установ, вибір методів оцінювання кредитного ризику, залучення часового параметру до моделей кредитного скорингу тощо.

Проте єдиного універсального вирішення задачі оцінювання надійності угод банку з клієнтами не існує, а більшість сучасних методів засновані на простому аналізі анкетних даних.

Мета та завдання статті

Зважаючи на все вищезазначене, актуальним та доцільним є проведення дослідження, метою якого є розробка універсальної скорингової моделі з використанням штучного інтелекту (нейронної мережі) для визначення надійності позичальника з адекватним рівнем достовірності прогнозування. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання: провести нормалізацію кількісних та якісних статистичних даних, отриманих у результаті попереднього збору інформації; відібрати початковий набір факторів за допомогою побудови логістичної регресії; побудувати нейронну мережу на основі нормалізованої статистики та відібраних факторів; провести оптимізацію конфігурації мережі, використовуючи коефіцієнт Джині та статистику Колмогорова-Смирнова для оцінки адекватності прогнозних можливостей мережі; зробити висновки стосовно найбільш ефективної конфігурації з усіх можливих.

Виклад основного матеріалу досліджень

Для проведення дослідження були відібрані статистичні дані клієнтів, надані декількома банками України та відсортовані за критеріями, яких всього налічується 47. Вони містять як якісні показники (стать, освіта тощо), так і кількісні (кількість поточних угод, заробітна плата позичальника і т. д.). Тому виникає проблема переведення якісних показників у кількісні. З метою її вирішення був застосований підхід з використанням фіктивних змінних. Суть його полягає у виділенні в якісній змінній певних однорідних груп, яким надаються номерні позначення: 0, 1, 2.... Наприклад, такий показник, як освіта, може набувати наступних значень: «незакінчена середня» – 1; «середня» – 2; «середньо-технічна» – 3 і т. д.

Зважаючи на те, що таке кодування може спричинити некоректне впорядкування значень (кількісна оцінка однозначно фіксує перевищення однієї величини над іншою, що не завжди відповідає дійсності), було вирішено ввести показник *WOE* (*Weight of evidence*).

Для соціально-демографічних показників розрахунок *WOE* дає змогу заміни значень, що є кодами підгруп певного якісного показника, на такі кількісні величини, які містять інформацію стосовно кредитної поведінки позичальників у кожній підгрупі. Така інформація ґрунтується на обчисленні відсотків надійних та ненадійних угод за кожною підгрупою показника та дає змогу адекватно врахувати в моделі якісні характеристики позичальників.

Розрахунок *WOE* здійснюється наступним чином: за кожною категорією (підгрупою) обчислюється частка надійних та ненадійних угод та розраховується значення *WOE* за формулою:

$$WOE_i = \ln \left(\frac{d_i^1}{d_i^2} \right), i = 1, 2, 3, \dots, k, \quad (1)$$

де d_i^1 та d_i^2 – відносні частоти відповідно ненадійних та надійних угод за i -ою підгрупою категоризованої змінної;

k – кількість підгруп змінної.

У результаті на основі якісних та кількісних анкетних даних клієнтів та за допомогою описаних вище перетворень ми отримуємо нормалізовані показники, які можна використовувати для подальшого дослідження.

На наступному етапі необхідно визначити найменш впливові критерії оцінювання надійності угод з позичальником. Для цього було використано додатковий

пакет RealStats (RealStatistics) в табличному редакторі Excel. Цей пакет надає доступ до такого інструменту моделювання, як бінарна логістична регресія, яка використовується для прогнозування вихідної (результуючої) змінної, що може набувати значень 0 або 1. У випадку з оцінюванням надійності угод результат інтерпретується наступним чином: 1 – угода ненадійна, надання кредиту позичальнику не рекомендоване; 0 – угода надійна, надання кредиту доцільне.

У результаті застосування бінарної логістичної регресії було отримано коефіцієнти значущості факторів впливу на надійність угод з позичальниками. Для визначення найменш значущих з них було взято усі значення коефіцієнтів за модулем і проранжовано за спаданням. Усі фактори, значення коефіцієнтів яких було меншим за 0,35, було відкинуто як найменш впливові на результуючу змінну.

Унаслідок такого відбору залишились наступні фактори:

Таблиця 1. Перелік показників для побудови скорингових моделей

№	Показник	Коефіцієнт
1.	Якість заповнення соціально-демографічних даних анкети позичальника	2,255549
2.	Загальна кількість попередніх угод	1,350545
3.	Вік позичальника	1,138747
4.	Якість заповнення даних про місце народження	1,051961
5.	Заробітна плата позичальника	0,999242
6.	Належність позичальника до регіону країни	0,945324
7.	Частка попередніх угод виду <i>C</i> та <i>N</i> від їх загальної кількості	0,782351
8.	Освіта позичальника	0,738009
9.	Кількість запитів від фінансової установи, що подає поточний запит	0,71536
10.	Частка попередніх невиконаних угод від їх загальної кількості	0,684367
11.	Кількість запитів від унікальних фінансових установ, що подавали запити про кредитну історію позичальника	0,641964
12.	Посада позичальника	0,576258
13.	Частка стандартно завершених угод від їх загальної кількості	0,558077
14.	Кількість відкритих угод (поточна угода не враховується)	0,540532
15.	Сума попередніх невиконаних угод	0,502258
16.	Мета кредитування	0,49644
17.	Сума значень прострочених періодів <i>OverdueDeep</i> за останні 12 місяців за попередніми угодами	0,492715
18.	Сімейний стан позичальника	0,394199
19.	Кількість унікальних фінансових установ, що укладали угоди з позичальником	0,356437
20.	Загальна сума, на яку укладено попередні кредитні угоди	0,355974
21.	Кількість угод виду <i>C</i> та <i>N</i>	0,353745
22.	Час (у днях) між першою та останньою датами подання запитів про кредитну історію позичальника	0,350745

Наступним кроком дослідження є побудова нейромережі, за допомогою якої буде встановлено найбільш значущі критерії оцінювання платоспроможності клієнтів банку з тих, що були відібрані на попередньому етапі. На цьому кроці важливим завданням є визначення оптимальної конфігурації нейронної мережі, що містить кількість нейронів

на прихованому шарі, кількість вхідних змінних та кількість епох навчання.

Загалом штучні нейронні мережі, відповідно до визначення у монографії Матвійчука А. В. [8], – це математичний інструментарій, що є універсальним відтворювачем складних нелінійних функціональних залежностей та ґрунтується на принципах роботи біологічних нейронних структур. Цей інструментарій знаходить застосування в таких різноманітних розділах моделювання, як аналіз даних, прогнозування часових рядів, обробка сигналів, розпізнавання образів та багатьох інших завдяки такій важливій особливості, як здатність до навчання на реальній статистиці за участі вчителя або без нього. Тобто нейронні мережі спроможні виявляти закономірності у наявній інформації навіть без відомостей щодо можливих значень результативного показника завдяки своїй здатності до самоорганізації.

Для вирішення задачі визначення надійності позичальника нами було використано тришаровий перцептрон. У такій нейронній мережі кожен з нейронів вхідного шару (кількість нейронів рівна кількості вхідних змінних) з'єднується з усіма елементами прихованого шару, а кожен нейрон прихованого шару з'єднаний з вихідним нейроном. Нейронна мережа виконує певні дії для перетворення вхідного сигналу (вхідних змінних) на вихідні: кожен з нейронів отримує сигнали через вхідні з'єднання, які характеризуються певною вагою (яку можна описати коефіцієнтом, що в нашій статті був розглянутий вище). Стан нейрона визначається зваженою сумою його вхідних сигналів з додаванням до неї порогового значення, перетворення у вихідний сигнал здійснюється за допомогою функції активації у вихідний сигнал. Навчання мережі здійснюється шляхом ітераційного налаштування зв'язків між її елементами та зменшенням похибки моделювання результуючої змінної.

Варто зазначити, що важливу роль відіграє саме конфігурація нейронної мережі (кількість нейронів на прихованому шарі, кількість вхідних змінних, кількість епох навчання та кількість даних у навчальній вибірці). Тому необхідно експериментальним шляхом визначити оптимальну конфігурацію. Для цього визначається певна стартова структура нейромережі та проводиться її тестування.

Адекватність мережі перевіряється за допомогою коефіцієнта Джині, тесту Колмогорова-Смирнова та побудови ROC-кривої. Як зазначено у статті [9], аналіз ROC-кривих часто застосовується для оцінки якості класифікації. ROC-крива показує залежність частки правильно класифікованих позитивних результатів від частки неправильно класифікованих негативних результатів. Для аналізу класифікаційної здатності скорингової моделі використовується показник площі під ROC-кривою – AUC (з англ. Area Under Curve), на основі якої розраховується коефіцієнт (або інакше – індекс) Джині. Цей показник трансформує показник AUC у діапазон від 0 до 1. Що вищим є його значення, то вища дискримінуюча здатність моделі. Індекс Джині розраховується наступним чином:

$$D = 2 * (AUG - 0.5), \quad (2)$$

де AUG – площа під ROC-кривою.

Статистика Колмогорова-Смирнова розраховується як максимальна різниця між кумулятивними функціями розподілу «поганих» та «хороших» позичальників:

$$KS = \max_x |F_m(x) - G_n(x)| * 100, \quad (3)$$

де $F_m(x)$ та $G_n(x)$ – емпіричні кумулятивні розподіли скорингового бала для «поганих» та «хороших» позичальників;

n, m – кількість «хороших» та «поганих» позичальників відповідно.

Що вища різниця між часткою «поганих» та «хороших» кредитів, то вищим є показник KS і ефективніша робота скорингової моделі [10].

Розрахунок обох показників (Джині та KS) здійснюється за допомогою програмного коду у середовищі MATLAB.

Визначившись з інструментами перевірки адекватності роботи нейронної мережі, розпочнемо проводити експерименти стосовно її конфігурації. Спочатку розглянемо, як буде впливати на ефективність зміна таких параметрів, як обсяг навчальної вибірки (буде протестовано 1200, 1500 та 2000 наборів даних) та кількість нейронів на прихованому шарі (5, 7 та 9 нейронів). Кількість епох було обрано 1000, адже цей параметр не впливає на адекватність роботи нейронної мережі. Це пояснюється тим, що налаштування нейромережі виконується відповідно до алгоритму градієнтного спуску з довільно обраної початкової точки. Алгоритм завжди виконується до знаходження найближчого локально мінімуму на гіперповерхні помилок. Від кількості епох залежить тільки те, наскільки градієнтний спуск наблизиться до певного локального мінімуму, який кожного разу буде різний.

Результати тестування адекватності нейронних мереж різної конфігурації за коефіцієнтом Джині та тестом KS подано у таблиці 2 та 3 відповідно.

Результати наведено як для навчальної, так і для тестової вибірки. Навчальна вибірка призначена власне для навчання нейромережі, її оптимальний обсяг буде визначено експериментально. Для більш ефективного навчання мережі у вибірці тести розміщені по групах: спочатку дані по платоспроможних клієнтах, потім – по неплатоспроможних. Тестова вибірка складається з 5000 значень, розташованих довільно (плато- і неплатоспроможні клієнти не розмежовуються).

Таблиця 2. Результати оцінювання нейронних мереж різної конфігурації за коефіцієнтом Джині

Обсяг вибірки: 1200 значень		
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
	1000 епох	1000 епох
5 нейронів	0,7953	0,4891
7 нейронів	0,8489	0,5080
9 нейронів	0,9142	0,5279
Обсяг вибірки: 1500 значень		
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
	1000 епох	1000 епох
5 нейронів	0,7730	0,6877
7 нейронів	0,8511	0,6544
9 нейронів	0,8400	0,6212
Обсяг вибірки: 2000 значень		
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
	1000 епох	1000 епох
5 нейронів	0,7835	0,7109
7 нейронів	0,8020	0,7031
9 нейронів	0,8531	0,7047

Таблиця 3. Результати оцінювання нейронних мереж різної конфігурації за показником KS

Обсяг вибірки: 1200 значень		
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
	1000 епох	1000 епох
5 нейронів	0,5085	0,3186
7 нейронів	0,5306	0,3958
9 нейронів	0,5727	0,3303
Обсяг вибірки: 1500 значень		
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
	1000 епох	1000 епох
5 нейронів	0,5886	0,4626
7 нейронів	0,6286	0,3315
9 нейронів	0,2167	0,1987
Обсяг вибірки: 2000 значень		
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
	1000 епох	1000 епох
5 нейронів	0,6411	0,4838
7 нейронів	0,5215	0,2882
9 нейронів	0,4132	0,1818

Результати тестування, подані в таблиці 2 та 3, свідчать про те, що якість нейронної мережі залежить від її конфігурації. Наприклад, збільшення обсягу вибірки може супроводжуватися як збільшенням, так і зменшенням показників адекватності мережі. Це свідчить про перенавчання мережі.

Отже, відповідно до табл. 2 та 3, найбільш ефективною є наступна конфігурація нейронної мережі:

- Обсяг навчальної вибірки 2000 значень.
- Кількість нейронів на прихованому шарі – 5.
- Кількість епох – 1000.

Ця конфігурація й була обрана для наступного етапу експерименту.

Останнім кроком є визначення впливу кількості вхідних змінних на адекватність мережі і, таким чином, відбір найбільш значущих із них. За початкові дані пропонується взяти критерії, відібрані раніше (в результаті використання бінарної логістичної регресії в табличному редакторі Excel) та поступово зменшувати їх кількість, водночас перевіряючи, як буде змінюватись якість та точність моделювання нейронної мережі за допомогою коефіцієнта Джині, показника KS та побудови ROC-кривих для всіх варіантів у межах однієї координатної площини (що забезпечить наочність результатів та спростить формування висновків). Кількість критеріїв (вхідних змінних), що будуть надходити на вхід мережі, було обрано 25, 15, 10 та 6. Результати тестування подано у табл. 4 та на рис. 1.

Таблиця 4. Результати оцінювання адекватності нейронних мереж із різною кількістю вхідних параметрів

Навчальна вибірка	22 критерії	15 критеріїв	10 критеріїв	6 критеріїв
Джині	0,7829	0,7315	0,6630	0,6450
KS	0,5828	0,5815	0,5640	0,5243
Тестова вибірка	22 критерії	15 критеріїв	10 критеріїв	6 критеріїв
Джині	0,7210	0,6891	0,5436	0,6172
KS	0,4746	0,5017	0,4512	0,4784

З табл. 4 можна побачити, що відповідно до обох показників (Джині і статистика KS) найадекватніші результати показує мережа з 22 вхідних змінних. Найменш адекватними відповідно до навчальної вибірки є мережа з 6 вхідними змінними, а відповідно до тестової – з 10.

Висновки та перспективи подальших розвідок

Отже, в результаті проведених досліджень можна дійти до наступних висновків:

- важливе місце у побудові скорингових моделей займає нормалізація вхідних змінних одним з методів (наприклад за допомогою WOE);
- з 47 початкових критеріїв у результаті побудови логістичної регресії на основі статистичних даних було відібрано 22, коефіцієнти яких за модулем не менші від 0,35. Інші були відкинуті як такі, що мають незначний вплив на результуючу змінну. Детальніше щодо відібраних критеріїв див. в табл. 1;
- у результаті проведених експериментів з конфігурацією нейронної мережі був визначений оптимальний набір налаштувань, за якого отримуються найбільш адекватні результати: обсяг навчальної вибірки у 2000 значень; 5 нейронів на прихованому шарі; 22 вхідні змінні (відібрані на попередньому етапі).

Нейронна мережа, налаштована відповідно до обраної конфігурації, при 22 критеріях (вхідних змінних) видає на навчальній вибірці такі результати за коефіцієнтом Джині та статистикою Колмогорова-Смирнова відповідно: 0,7829 та 0,5828. На тестовій вибірці результати наступні: 0,7210 та 0,4746. Такі результати свідчать про високу модельну здатність та точність мережі. Показники на тестовій вибірці є закономірно нижчими, ніж на навчальній, оскільки обсяг тестової вибірки є більшим, а дані за плато- і неплатоспроможними клієнтами не є згрупованими.

Отримані результати доцільно використовувати в подальших дослідженнях. Побудована нейронна мережа може бути використана для прогнозування платоспроможності клієнтів банків. Також перспективною є можливість побудови на основі отриманих критеріїв оцінювання платоспроможності (табл. 1), для чого потрібно відібрати 6-8 найбільш значущих та, використавши їх як вхідні логістичні змінні, побудувати систему засновану на нечіткій логіці (наприклад, з використанням програмного середовища MATLAB). Вихідна логістична змінна (власне, платоспроможність позичальника банку) у такій моделі буде набувати значень 0 або 1. Таким чином, буде отримана можливість на основі найбільш значущих даних з анкет прямо визначати доцільність видачі кредиту.

Список літератури

1. Методичні вказівки з інспектування банків «Система оцінювання ризиків» // Постанова Правління Національного банку України від 15.03.2004 р. № 104.
2. Доходи та витрати банків України [Електронний ресурс] / Національний банк України. – 2013-2016. – Режим доступу до ресурсу: http://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=58285.
3. Основні показники діяльності банків України [Електронний ресурс] / Національний банк України. – 04.03.2016 р. – Режим доступу до ресурсу: http://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=36807.
4. Камінський, А. Б. Скорингові технології в кредитному ризик-менеджменті / А. Б. Камінський, К. К. Писанець // Бізнес-інформ. – 2012. – № 4. – С. 197-201.
5. Камінський, А. Б. Структура та інструментарій ризик-менеджменту у споживчому кредитуванні / А. Б. Камінський, К. К. Писанець // Теоретичні та прикладні питання економіки. – Випуск 27. – Том 2. (за заг. ред. проф. Єханурова Ю. І., Шегди А. В.) – К.: Видавничо-поліграфічний центр «Київський університет», 2012. – С. 169-175.
6. Вітлінський, В. В. Кредитний ризик комерційного банку [Текст]: навч. посіб. / В. В. Вітлінський, О. В. Пернарівський. Я. С. Наконечний, Г. І. Великоіваненко. – К.: Т-во «Знання», КОО, 2000. – 251 с.
7. Anderson, R. A. The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management. – Oxford University Press: UK, 2007. – 790 p.
8. Матвійчук, А. В. Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка: монографія / А. В. Матвійчук. – К.: КНЕУ, 2011. – 439 с.
9. Сорокин, А. С. К вопросу валидации модели логистической регрессии в кредитном скоринге / Александр Сергеевич Сорокин // Науковедение. – 2014. – С. 14.
10. Банных, А. А. Методика оценки кредитного риска заёмщика с применением скоринга бюро кредитных историй / А. А. Банных, А. В. Лётчиков // Вестник Удмуртского Университета. – 2013. – С. 5-9.

References

1. *Metodychni vkazivky z inspektuvannya bankiv «Systema otsynuyannya ryzykiv»*: postanova Pravlinnya Natsional'noho banku Ukrayiny vid 15.03.2004 r. # 104. (2004).
2. *Dokhody ta vytraty bankiv Ukrayiny*. 2013-2016. (2016). Retrieved from: http://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/category?cat_id=58285.
3. *Osnovni pokaznyky diyal'nosti bankiv Ukrayiny*. (2016). Retrieved from: http://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=36807.
4. Kamins'kyu, A. B. & Pysanets', K. K. (2012). Skorynhovi tekhnolohiyi v kredytnomu ryzyk-menedzhmenti. *Biznes-inform*, 4, 197-201.
5. 4. Kamins'kyu, A. B. & Pysanets', K. K. (2012). Struktura ta instrumentariy ryzyk-menedzhmentu u spozhyvchomu kredyтуванні. *Teoretychni ta prykladni pytannya ekonomiky*, 27(2), 169-175.
6. Vitlins'kyu, V. V., Pernarivs'kyu, O. V., Nakonechnyy, Ya. S., Velykoivanenko, H. I. (2000). *Kredytnyy ryzyk komertsyynoho banku*. Kyiv: Znannya.
7. Anderson, R. A. (2007). *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management*. Oxford University Press: UK.
8. Matviychuk, A. V. (2011). *Shtuchnyy intelekt v ekonomitsi: neyronni merezhi, nechitka lohika*. Kyiv: KNEU.
9. Sorokin, A. S. (2014). K voprosu validatsii modeli lohystyicheskoy rehressii v kredytnom skorinhe. *Naukovedenie*, 14.

-
10. Bannykh, A. A. & Letchykov, A. V. (2013). Metodika otsenki kreditnoho riska zaemshchika s primeneniem skorinha byuro kreditnykh istoriy. *Vestnyk Udmurtskoho Unyversyteta*, 5-9.

Стаття надійшла до редакції 20.11.2016 р.