

Галина ВЕЛИКОІВАНЕНКОкандидат фізико-математичних наук, доцент,
професор кафедри економіко-математичного моделювання,
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»**Любов ТРОКОЗ**аспірантка,
ДВНЗ «Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана»**МОДЕЛЮВАННЯ ВНУТРІШНІХ КРЕДИТНИХ РЕЙТИНГІВ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ
КОМЕРЦІЙНОГО БАНКУ**

У статті розглянуто сутність та методологічні особливості процесу визначення внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційних банків. Авторами досліджено методи оцінювання кредитоспроможності позичальників комерційних банків та проведено розрахунки з метою визначення рівнів їхніх внутрішніх рейтингів на основі інструментарію регресійного аналізу, дискримінантного аналізу та нейромереж. Описані методи можуть бути використані у банківській практиці для оцінювання кредитоспроможності як уже наявних, так і майбутніх клієнтів-позичальників фінансової установи.

Ключові слова: внутрішній рейтинг, ймовірність дефолту, кредитний ризик, кредитоспроможність, лінійна регресійна модель, логістична регресійна модель, нейромережева модель, дискримінантна модель.

Найбільш значним ризиком серед притаманних банківській діяльності є кредитний [1, с. 61]. Управління кредитними ризиками – це система заходів, методів і процесів, за допомогою яких комерційний банк здійснює їх виявлення, оцінює рівень, проводить моніторинг і контролює свої ринкові позиції. Управління кредитними ризиками дозволяє утримувати їх на задовільному рівні. Його метою є попередження безнадійних боргів та потенційних збитків. Одним з важливих інструментів регулювання кредитного ризику позичальників комерційного банку є внутрішні кредитні рейтинги [2, с. 30].

Внутрішній кредитний рейтинг позичальника є узагальненою оцінкою його кредитоспроможності, яка визначається комерційним банком як на етапі видачі кредиту, так і протягом усього терміну кредитування (моніторинг кредитів). Динаміка змін рівня внутрішнього кредитного рейтингу дозволяє оцінювати ймовірність настання дефолту позичальника.

У вітчизняній та закордонній науковій літературі присвячено чимало праць проблемі прогнозування дефолту за кредитними операціями комерційних банків та дослідженню внутрішньобанківського методичного забезпечення щодо оцінювання кредитоспроможності позичальників. Окремі питання моделювання кредитного ризику висвітлені у наукових роботах вітчизняних та закордонних дослідників Е. Альтмана, Г. І. Андрєєвої, А. Л. Аніховського, В. В. Вітлінського, Ю. В. Єфімової, В. В. Карасьова, О. Ю. Козак, О. В. Новолодського, М. Д. Олексієнка, О. О. Олійника, Г. С. Панової, О. В. Пернарівського, Е. Д. Соложенцева, Н. В. Степанової, А. О. Стремської, Фулмера та інших.

Так Козак О. Ю. розглядає внутрішні кредитні рейтинги як необхідність для встановлення лімітів при надаванні кредитів банкам-контрагентам. Дослідниця підкреслює, що більшість методик, які використовуються у вітчизняних комерційних банках для оцінювання кредитоспроможності контрагентів,

базуються на визначенні агрегованого показника [1].

Розроблена Андрєєвою Г. І. методика визначення внутрішнього кредитного рейтингу позичальників на основі бальної оцінки (експертного методу) є необхідною на етапі формування (нарощування) кредитного портфеля комерційного банку [3]. Проте, за наявності багатотисячних кредитних історій у портфелі банку, доречним є використання статистичних методів прогнозування дефолту.

Новолодський О. В. у своїх роботах описує процес побудови моделі визначення внутрішніх рейтингів заснований на експертно-статистичних методах [4].

Попри значний обсяг проведеної роботи науковцями, результати здійснених досліджень не вичерпують проблеми щодо оцінювання кредитоспроможності позичальників банку та прогнозування ймовірності дефолту за позиками.

Метою роботи є дослідження методів оцінювання кредитоспроможності позичальників комерційного банку. Основними завданнями статті є визначення найбільш дієздатного методу оцінювання кредитоспроможності позичальника та вибір адекватного математичного інструментарію моделювання внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційного банку.

Об'єктивне оцінювання кредитоспроможності позичальників комерційного банку у сучасних економічних умовах набуває особливого значення. Актуальним залишається питання управління кредитними ризиками у вітчизняних комерційних банках. Так під час світової фінансової кризи 2008 року виявилися неефективними багато систем кредитного ризик-менеджменту, що функціонували як у вітчизняних, так і закордонних комерційних банках. Через використання старих іноземних методик, відомих, як моделі Альтмана, Таффлера, Фулмера, Чессера та інших, значна частина позичальників, що мали досить високі рівні внутрішніх рейтингів (розрахованих за внутрішньобанківськими стандартами), поповнили

список проблемної заборгованості.

Серед основних причин низької якості вітчизняних внутрішньобанківських методик оцінювання кредитоспроможності позичальників можна виділити такі: недоліки методичного забезпечення Національного банку України; відсутність достатніх обсягів інформації щодо фінансового стану позичальників та неможливість перевірити достовірність цієї інформації; відсутність достатніх обсягів інформації про кредитну історію позичальників; недостатньо глибоке вивчення банком економічної діяльності позичальників.

Створення кредитних бюро з 2005 року відповідно до Закону України № 2704-IV від 23. 06. 05 р. «Про організацію формування та обігу кредитних історій» [5] мало б вирішувати проблему відсутності достатніх обсягів інформації про кредитні історії позичальників. Проте діяльність українських кредитних бюро все ще знаходиться на початковій стадії. Може пройти ще не один рік, доки інформація такого роду стане доступною вітчизняним комерційним банкам.

Недостатньо глибоке вивчення банком економічної діяльності позичальників знижує ефективність оцінювання їхньої кредитоспроможності. Зі змінами на світовому, а також і на вітчизняному ринках збільшуються ризики понесення збитків кредиторів через можливе зменшення вартості активів позичальників. Тому існує потреба у дослідженні різних варіантів розвитку подій, що можуть виникнути у галузі економіки, кредитування якої здійснює комерційний банк. У зв'язку з цим існує необхідність у моделюванні поведінки комерційного банку за всіма можливими сценаріями. Це дозволить підвищити ефективність кредитування та знизити ризики збільшення проблемної заборгованості у кредитному портфелі комерційного банку.

Сучасна банківська система потребує розроблення нових, адаптованих до вітчизняної економіки методик оцінювання кредитоспроможності позичальників, ймовірності дефолту за кредитними операціям та розрахунку по резервах. З метою вирішення цих питань доцільно використовувати досягнення закордонних економістів, що брали участь у створенні Базеля II. Так, наприклад, система визначення внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційного банку (Internal Rating-based Approach – IRB-підхід) є методом оцінювання достатності капіталу, що ґрунтується на розрахунку внутрішньобанківських кредитних рейтингів позичальників. Внутрішній кредитний рейтинг – це показник загальної оцінки фінансового стану позичальника, рентабельності його бізнесу та головне – його кредитоспроможності.

Комерційні банки, використовуючи внутрішні методи, визначають міру кредитного ризику у рамках IRB-підходу. Цей підхід є математичною моделлю, що враховує наступні чотири чинники: ймовірність настання дефолту позичальника, питому вагу втрат при дефолті, абсолютну величину втрат при дефолті й залишковий термін кредиту [2].

Методика визначення внутрішніх рейтингів дозволяє комерційному банку оцінити ступінь кредитного ризику позичальника на будь-якому етапі кредитування – при первинному аналізі та поточному моніторингу кредитоспроможності позичальника.

Кожен комерційний банк встановлює критерії оцінки внутрішнього рейтингу індивідуально. Проте рівень рейтингу має враховувати як фінансову

інформацію (аналіз бухгалтерської звітності і основних фінансових коефіцієнтів), так і нефінансову (оцінка зовнішнього середовища позичальника, якості управління, кредитна історія та ін.).

Класифікація позичальників за внутрішніми рейтингами дозволяє ефективно оцінювати ступінь кредитного ризику не лише за п'ятьма категоріями якості («I – немає ризику або ризик є мінімальним», «II – помірний ризик», «III – значний ризик», «IV – високий ризик» та «V – реалізований ризик»), як рекомендує НБУ [6, розд. I, гл. 2, п. 2. 2], а й на класифікаційній шкалі, що налічує до дванадцяти градацій ризику [7, с. 375].

Внутрішній кредитний рейтинг позичальника комерційного банку згідно з Базелем II визначається рівнем кредитного ризику, який характеризує оцінку ймовірності дефолту за позицією. Оцінки ймовірності дефолту використовуються у розрахунках очікуваних і неочікуваних втрат за кредитом, формуванні резервів на можливі втрати, ціноутворенні з урахуванням ризику, оцінюванні рентабельності операції, управлінні кредитним портфелем. Внутрішній рейтинг має характеризувати ймовірність дефолту позичальника протягом одного року [4].

Згідно з вимогами Базеля II є обов'язковим використання внутрішніх рейтингів у процесі схвалення кредитних операцій, управління ризиками, алокації капіталу, корпоративному управлінні [8, п. 444]. Дотримуючись цих вимог, комерційний банк матиме наступні переваги: підвищення конкурентоспроможності, зростання фінансової стійкості та рентабельності капіталу, і, як наслідок, забезпечення стабільності банківської системи, у чому зацікавлений Національний банк України, який «здійснює банківське регулювання та нагляд на індивідуальній та консолідованій основі» [9, розд. I, ст. 7, п. 8].

Рекомендаціями Базельського комітету з банківського нагляду є розроблення рейтингових моделей окремо за такими групами позичальників [8, пп. 215, 395]: банки; фінансові компанії; страхові компанії; регіональні і національні органи влади; великі корпоративні позичальники; малі і середні корпоративні позичальники; спеціалізоване кредитування.

Узагальнена схема визначення внутрішніх рейтингів позичальників комерційного банку наведена на рисунку 1 [4].

Існує чимало підходів до визначення кредитного ризику позичальника комерційного банку, що спираються як на суб'єктивні оцінки працівників відділу кредитування, так і на автоматизовані системи оцінювання ризику. Проте підходи до визначення рівня кредитного ризику, що ґрунтуються на використанні математичних, зокрема статистичних, методів є більш надійними, про що свідчить досвід іноземної банківської системи. Важливо зазначити, що використання статистичних методів вимагає чималих клієнтських баз, а спеціалізовані сегменти обмежені кількістю позичальників. Таким чином, за достатнього обсягу вибірки використовуються статистичні методи, а за обмеженого – експертні. На практиці існують і такі моделі, що одночасно використовують як статистичні, так і експертні методи. У вітчизняній банківській практиці зустрічаються такі підходи до оцінювання кредитоспроможності позичальників: лінійна та логістична регресія; нейронні мережі; дискримінантний та кластерний аналізи.

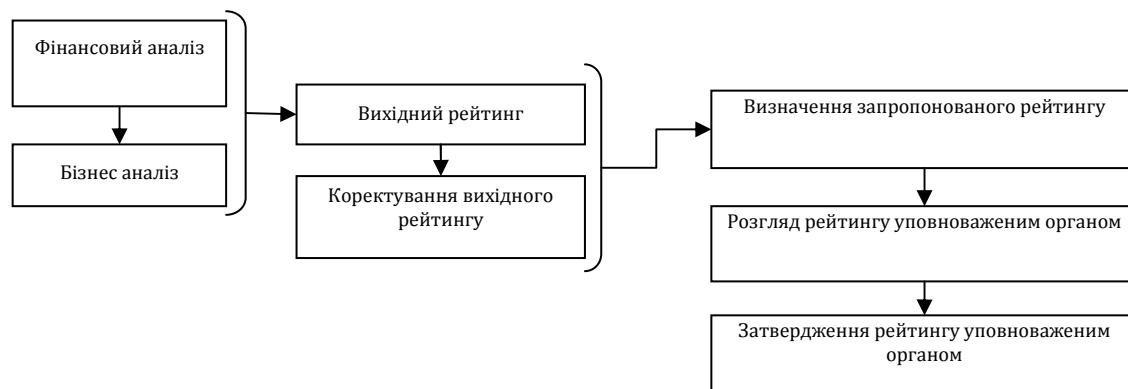


Рис. 1. Узагальнена схема визначення кредитних рейтингів комерційним банком [4]

З метою визначення адекватної методики оцінювання кредитного ризику комерційного банку проведемо аналіз зазначених методик. Для здійснення розрахунків необхідна належної якості та достатнього обсягу вибірка клієнтів комерційного банку. Так розрахунки були здійснені на даних кредитного портфеля комерційного банку з умовною назвою «Н» за окремим сегментом позичальників. Обсяг підготовленої вибірки становив більше семи тисяч кредитних історій, з яких понад одну тисячу складають «погані».

Під «підготовленою» вибіркою розуміємо вибірку, з якої вилучені кредитні історії, що не можуть брати участь у розрахунках. Під «хорошою» кредитною історією будемо розуміти кредитну історію клієнта комерційного банку, за якою протягом усього періоду кредитування відсутня прострочена заборгованість у термін більше 30 днів, а також відсутнє прострочення платежів на звітну дату. «Поганою» кредитною історією у наших розрахунках вважатимемо кредитну історію позичальника, що допускав прострочення платежів за своєю кредитною заборгованістю перед комерційним банком у термін більше 30 днів та на звітну дату має прострочену заборгованість більше 3 днів.

У якості змінних у моделях будемо використовувати інформацію щодо позичальника, зокрема дані щодо якісних та кількісних характеристик. Діапазоном змінних назвемо значення, яких може набувати змінна. Наприклад, змінна – «забезпечення кредиту», діапазони змінної – «нерухоме майно», «рухоме майно», «порука» та ін.

Для відбору змінних до моделей можна скористатись методами, описаними у літературі [10, pp. 77-87; 11, chapter 8]. Одним з розповсюджених статистичних методів аналізу змінних є information value (IV). Розраховується цей показник за кожною змінною наступним чином [10, p. 81; 11, p. 193]:

$$IV = \sum_{j=1}^n \left[\left(\frac{Cp_j}{\sum_{j=1}^n Cp_j} - \frac{Cn_j}{\sum_{j=1}^n Cn_j} \right) \times WOE_j \right], \quad (1)$$

де Cp_j – «погані» кредитні історії за j -им діапазоном значень змінної;

Cn_j – «хороші» кредитні історії за j -им діапазоном значень змінної;

$$WOE_j = \text{Ln} \left(\frac{\frac{Cp_j}{\sum_{j=1}^n Cp_j}}{\frac{Cn_j}{\sum_{j=1}^n Cn_j}} \right), \quad (2)$$

WOE_j – (weight of evidence) показник, що відображає відношення «поганих» та «хороших» кредитних історій за j -им діапазоном значень змінної; $j = \overline{1, n}$.

Якщо значення показника information value є меншим за 0,1, то змінна вважається статистично малозначущою; при значенні показника у межах [0,1;0,3] – змінна є статистично значущою; якщо $IV \geq 0,3$, то змінна є статистично сильною [11, p. 193].

Після відбору змінних за результатами розрахунків показника information value, будується кореляційна матриця. Змінні з високою кореляцією (понад 0,7) аналізує експерт-score-maker і залишає для подальшої роботи одну з них.

Проведений аналіз дозволяє залишити певну групу змінних, за якими, за необхідності, здійснюється групування діапазонів значень. Метою такого групування є стійкість майбутньої скорингової системи до незначних змін у клієнтській базі.

Авторами було проаналізовано всі доступні змінні вибірки, що характеризують позичальників комерційного банку, суб'єктів підприємницької діяльності. У результаті аналізу було вилучено ті змінні, які не здійснюють істотного впливу при визначенні рівня внутрішньобанківського кредитного рейтингу позичальника. Таким чином, у моделі будуть внесені наступні змінні: вік (X1); область (X2); вид діяльності (X3); термін існування бізнесу (X4); термін, на який видано кредит (X5); співвідношення товарно-матеріальних запасів до суми кредиту (X6); співвідношення власного капіталу до валюти балансу та суми кредиту (X7). Для кожної кількісної змінної визначаємо діапазони значень методом експертного оцінювання. За тим же методом проводимо групування діапазонів значень якісних змінних.

У якості результуючої змінної будемо розуміти внутрішньобанківський кредитний рейтинг позичальника, визначений експертним методом (R_E).

У статті побудовано та проведено експерименти за моделями внутрішнього кредитного рейтингу позичальників комерційного банку на підґрунті інструментарію лінійного та логістичного регресійного

аналізу, нейронних мереж та дискримінантного аналізу.

Лінійна регресійна модель. Завданням регресійного аналізу є побудова моделі, що дозволяє за значеннями незалежних змінних отримати оцінки значень залежної змінної (у нашому випадку рівень кредитного рейтингу).

Рівняння лінійної регресії моделі визначення внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційних банків має наступний вигляд:

$$R_{LM} = Intercept + \sum_{i=1}^m (u_i \cdot x_i), \quad (3)$$

де R_{LM} – рівень внутрішньобанківського кредитного рейтингу позичальника за лінійною регресійною моделлю; $Intercept$ – відхилення; u_i – вага i -ої змінної; x_i – числове значення i -ої змінної; m – кількість змінних, що брали участь у розрахунках. У нашому випадку $m = 7$.

У якості числового значення i -ої змінної (x_i) будемо використовувати показник weight of evidence (WOE), що відображає відношення «поганих» та «хороших» кредитних історій за відповідною змінною. Таким чином, матимемо наступну функцію:

$$R_{LM} = Intercept + u_1 \cdot WOE_1 + u_2 \cdot WOE_2 + u_3 \cdot WOE_3 + u_4 \cdot WOE_4 + u_5 \cdot WOE_5 + u_6 \cdot WOE_6 + u_7 \cdot WOE_7 \quad (4)$$

Для знаходження ваг (коефіцієнтів у рівнянні лінійної регресії) здійснюємо розрахунки у пакеті «SPSS». У результаті таких розрахунків отримуємо рівняння лінійної регресії наступного вигляду:

$$R_{LM} = 6,158 + (-0,011) \cdot WOE_1 + (-0,009) \cdot WOE_2 + (-0,012) \cdot WOE_3 + (-0,008) \cdot WOE_4 + (-0,021) \cdot WOE_5 + (-0,016) \cdot WOE_6 + (-0,023) \cdot WOE_7 \quad (5)$$

де $WOE_1, WOE_2, WOE_3, WOE_4, WOE_5, WOE_6, WOE_7$ – числові значення введеного показника WOE для змінних X1, X2, X3, X4, X5, X6, X7 відповідно.

Проведений аналіз розрахунків за побудованою моделлю лінійної регресії показав наступні результати: розподіл позичальників комерційного банку за рейтингами моделі лінійної регресії були правильними у 59% порівняно з фактичними внутрішньобанківськими рейтингами, визначеними експертним методом. Результати було занижено у 22% від загального обсягу вибірки, завищено – у 19%. Модель розпізнає «погані» кредитні історії на 65% від їхньої загальної кількості та на 58% розпізнає «хороші» кредитні історії.

Логістична регресія. Логістична регресія є розширенням множинної регресії [12, с. 351]. Відрізняється логістична регресія від множинної тим, що в якості залежної змінної використовується дихотомічна змінна, яка має лише два можливі значення. Як правило, ці два значення символізують належність або неналежність об'єкта до якої-небудь групи.

Метою логістичного регресійного аналізу є побудова рівняння, що найбільш адекватно відображає зв'язок між залежною змінною і множиною незалежних змінних. Логістична регресія оцінює ймовірність події, яка полягає у тому, що позичальник має відповідний

рівень рейтингу.

У нашому випадку логістична регресійна модель матиме наступний вигляд:

$$R_{Log} = \arg \max_{k=1,10} P_{Log}^k, \quad (6)$$

$$P_{Log}^k = \frac{\exp\left(Intercept^k + \sum_{i=1}^7 [u_i^k \cdot x_i]\right)}{1 + \exp\left(Intercept^k + \sum_{i=1}^7 [u_i^k \cdot x_i]\right)}, \quad k = \overline{1,10}, \quad (7)$$

де R_{Log} – рівень внутрішньобанківського кредитного рейтингу позичальника за логістичною регресійною моделлю; P_{Log}^k – ймовірність набуття k -го рівня внутрішньобанківського кредитного рейтингу; $Intercept^k$ – відхилення; u_i^k – вага i -ої змінної; x_i – числове значення i -ої змінної; $i = \overline{1,7}$; $k = \overline{1,10}$.

Як і у попередніх розрахунках, у якості числового значення i -ої змінної (x_i) будемо використовувати показник weight of evidence (WOE), що відображає відношення «поганих» та «хороших» кредитних історій за змінною. Таким чином, маємо наступну систему рівнянь (8):

$$\left\{ \begin{array}{l} P_{Log}^1 = \frac{\exp\left(Intercept^1 + \sum_{i=1}^7 [u_i^1 \cdot WOE_i]\right)}{1 + \exp\left(Intercept^1 + \sum_{i=1}^7 [u_i^1 \cdot WOE_i]\right)}; \\ P_{Log}^2 = \frac{\exp\left(Intercept^2 + \sum_{i=1}^7 [u_i^2 \cdot WOE_i]\right)}{1 + \exp\left(Intercept^2 + \sum_{i=1}^7 [u_i^2 \cdot WOE_i]\right)}; \\ \dots \\ P_{Log}^k = \frac{\exp\left(Intercept^k + \sum_{i=1}^7 [u_i^k \cdot WOE_i]\right)}{1 + \exp\left(Intercept^k + \sum_{i=1}^7 [u_i^k \cdot WOE_i]\right)}. \end{array} \right. \quad (8)$$

Розрахунки за моделлю визначення внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційного банку, побудованої на основі логістичної регресії, здійснені за допомогою статистичного пакету «SPSS». Результатами проведених розрахунків є дані, наведені у таблиці 1.

Рівень внутрішньобанківського кредитного рейтингу позичальника розраховуємо за формулою (6), підставивши у систему рівнянь (8) отримані значення ваг u_i , $i = \overline{1,7}$ та $Intercept$ (таблиця 1). Так розрахунки за логістичною регресією були правильними у 48%. Результати було занижено у майже 25% від загальної кількості позичальників, завищено – у 27%. Модель розпізнає «погані» кредитні історії на 50% від їхньої загальної кількості та на 48% розпізнає «хороші» кредитні історії.

Таблиця 1. Ваги змінних логістичної регресії за рівнями внутрішньобанківських кредитних рейтингів позичальників

R_{Log}	<i>Intercept</i>	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	u_7
1	-45,287	0,121	0,089	0,246	0,093	0,189	0,146	0,115
2	-9,112	0,034	0,018	0,037	0,011	0,050	0,041	0,040
3	-4,268	0,006	0,000	0,007	0,000	0,026	0,028	0,013
4	-2,859	0,004	0,004	0,011	0,009	0,004	0,020	0,018
5	-1,824	0,007	0,003	0,009	0,002	-0,010	0,014	0,018
6	-1,415	0,004	0,003	0,008	-0,002	-0,017	0,000	0,007
7	-1,607	-0,003	0,000	0,007	-0,007	-0,019	-0,019	-0,003
8	-2,919	-0,011	-0,004	-0,010	-0,012	-0,023	-0,032	-0,031
9	-6,493	-0,024	-0,025	-0,026	-0,028	-0,033	-0,053	-0,058
10	-28,081	-0,102	-0,129	-0,103	-0,138	-0,097	-0,150	-0,189

Нейронні мережі. Нейронні мережі є великим класом систем, що складаються з великої кількості нейронів, згрупованих у шари. Нейронами є оброблюючі елементи, кожен з яких має задану характеристичну функцію (функцію активації – activation function) [13].

У випадку нашої моделі на нейрони нижнього шару подаються значення вхідних змінних, що характеризують позичальника комерційного банку, та на основі яких потрібно прийняти рішення щодо рівня його внутрішнього кредитного рейтингу. Значення змінних розглядаються як сигнали, що передаються у наступний шар, послаблюючись або посилюючись залежно від ваг, які визначаються для міжнейронних зв'язків. У результаті на виході нейрона верхнього шару визначається рівень внутрішньобанківського кредитного рейтингу позичальника, що у нашому випадку розглядається як відповідь всієї мережі на введені значення вхідних змінних [14].

Серед основних вимог використання нейронних мереж є наявність досить великого обсягу навчальної вибірки, що при оцінюванні кредитоспроможності позичальників комерційного банку є дещо проблемною вимогою (недостатня якість та актуальність інформації). Ще однією особливістю такого моделювання є те, що «навчена» нейронна мережа є «чорним ящиком» і не дозволяє визначити причини відмови у видачі кредиту тому чи іншому позичальнику. Також не піддаються людському аналізу визначені ваги міжнейронних зв'язків, яких нараховується декілька сотень.

Розрахунки за моделлю визначення внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційного банку, побудованої на підґрунті нейронних мереж, здійснені у пакеті «STATISTICA».

Так отримані результати розрахунків рейтингів позичальників за нейромережевою моделлю були правильними у 91% порівняно з фактичними внутрішньобанківськими рейтингами. Результати було занижено у 5% від загальної кількості позичальників, а завищено у 4%. Також модель розпізнає «погані» кредитні історії на 92% від їхньої загальної кількості, та на 91% розпізнає «хороші» кредитні історії.

Дискримінантний аналіз. За допомогою дискримінантного аналізу визначається належність об'єктів до декількох груп, що не перетинаються. Завданнями дискримінантного аналізу є визначення вирішальних правил, які дозволять поділити об'єкти на групи.

Так застосування дискримінантного аналізу для здійснення розподілу позичальників за рівнями внутрішньобанківської рейтингової шкали має на меті побудову системи регресійних рівнянь, за якою

визначається належність позичальника до одного з можливих рівнів внутрішніх рейтингів. Моделювання внутрішніх рейтингів з використанням дискримінантного аналізу визначає ваги кожної змінної, що використовується у розрахунках. Вибіркою для розрахунків є сукупність кредитних історій позичальників, кожна з яких може мати лише один рівень кредитного рейтингу.

Таким чином, у нашому випадку, модель дискримінантного аналізу матиме наступний вигляд:

$$R_D = \arg \max_{k=1,10} S_D^k, \quad (9)$$

$$S_D^k = \text{Intercept}^k + \sum_{i=1}^7 [u_i^k \cdot x_i], \quad k = \overline{1,10}, \quad (10)$$

де R_D – рівень внутрішньобанківського кредитного рейтингу позичальника за дискримінантною моделлю; S_D^k – ступінь належності кредитної історії позичальника до k -го рівня внутрішньобанківського кредитного рейтингу; Intercept^k – відхилення; u_i^k – вага i -ої змінної; x_i – числове значення i -ої змінної; $i = \overline{1,7}$; $k = \overline{1,10}$.

Система (10) є системою дискримінантних рівнянь, що характеризують рівень можливості набуття кредитною історією позичальника k -го рівня рейтингу.

Побудуємо систему дискримінантних рівнянь (10), використовуючи у якості числового значення i -ої

змінної (x_i) введений раніше показник weight of evidence (WOE). У результаті отримаємо наступну систему рівнянь (11):

$$\begin{cases} S_D^1 = \text{Intercept}^1 + \sum_{i=1}^7 [u_i^1 \cdot \text{WOE}_i^1] \\ S_D^2 = \text{Intercept}^2 + \sum_{i=1}^7 [u_i^2 \cdot \text{WOE}_i^2] \\ \dots \\ S_D^k = \text{Intercept}^k + \sum_{i=1}^7 [u_i^k \cdot \text{WOE}_i^k] \end{cases}, \quad (11)$$

Розрахунки за моделлю проводимо за допомогою статистичного пакету «SPSS». Результатом розрахунків будуть коефіцієнти класифікуючої функції, які наведені у таблиці 2.

Таблиця 2. Коефіцієнти класифікуючої функції

R_D	$Intercept$	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	u_7
1	-42,623	0,149	0,152	0,156	0,160	0,358	0,189	0,302
2	-25,854	0,121	0,101	0,119	0,092	0,288	0,154	0,235
3	-14,645	0,081	0,065	0,082	0,061	0,208	0,121	0,168
4	-7,097	0,054	0,046	0,060	0,049	0,108	0,084	0,117
5	-3,834	0,034	0,026	0,038	0,024	0,046	0,050	0,071
6	-2,460	0,010	0,010	0,015	0,004	-0,001	0,008	0,019
7	-3,051	-0,019	-0,013	-0,014	-0,017	-0,045	-0,040	-0,040
8	-5,844	-0,047	-0,036	-0,058	-0,034	-0,086	-0,073	-0,111
9	-10,464	-0,077	-0,067	-0,099	-0,051	-0,127	-0,097	-0,173
10	-18,285	-0,119	-0,106	-0,152	-0,068	-0,175	-0,114	-0,243

Підставивши дані таблиці 2 у систему дискримінантних рівнянь (11), визначаємо рівень внутрішньобанківського кредитного рейтингу позичальника R_D за формулою (9).

Розрахунки за моделлю дискримінантного аналізу були правильними у 59%. Результати було занижено у 20% від загального обсягу вибірки, завищено – у 21% вибірки. Модель розпізнає «погані» кредитні історії на 64% від їхньої загальної кількості та на 58% розпізнає «хороші» кредитні історії.

Моделювання кредитоспроможності позичальників є складним та нескінченним процесом. Цьому сприяють постійні зміни на світовому фінансовому ринку, що викликають нестабільність у вітчизняній економіці, яка і без того є досить уразливою.

Проаналізувавши результати розрахунків внутрішніх кредитних рейтингів позичальників комерційного банку, можемо дійти висновку, що використання моделі, побудованої на нейронних мережах, є найбільш прийнятним в умовах економіки України. Хоча якість моделей, у яких використано лінійну та логістичну регресію, а також дискримінантний аналіз, є нижчою за показники нейромережевої моделі, їхнє використання також можливе у моделюванні

кредитоспроможності позичальників комерційного банку.

Проте вітчизняна банківська система потребує економіко-математичних моделей, які б давали адекватні прогнози в умовах глобальних змін. Так, наприклад, у 2008-2009 роках, коли комерційні банки України мали у своєму портфелі третину, а у деяких випадках навіть більше, простроченої заборгованості, жодна з моделей прогнозування кредитоспроможності позичальників та ймовірності настання дефолтів (що були у використанні на той час) не спрацювала відповідним чином. Отже, вважаємо необхідними подальші дослідження у моделюванні ризиків, пов'язаних з кредитною діяльністю комерційних банків. На нашу думку, застосування інструментарію теорії нечіткої логіки та нейромереж для оцінювання ймовірності дефолту за позиками, побудови моделей внутрішньобанківських кредитних рейтингів позичальників, моделювання скорингових систем дасть можливість здійснювати аналіз та прогнозування з урахуванням усієї наявної інформації (зокрема експертних знань) та проводити ефективне налагодження економіко-математичних моделей на підґрунті реальних статистичних даних.

Список літератури

1. Козак, О. Ю. Визначення кредитних лімітів на основі внутрішнього рейтингу банків-контрагентів [Текст] / О. Ю. Козак // Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України : зб. наук. праць / Державний вищий навчальний заклад «Українська академія банківської справи Національного банку України». – Суми, 2004. – Т. 9. – С. 61-66.
2. Аниховський, А. Л. Кредитный рейтинг: основные элементы и классификация [Текст] / А. Л. Аниховский // Деньги и кредит: теоретический научно-практический журнал. – 2009. – №3. – С. 30-34.
3. Андреева, Г. І. Методика визначення внутрішнього кредитного рейтингу контрагентів за кредитними операціями банку [Текст] / Г. І. Андреева, Н. А. Дехтяр, А. В. Андреев // Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України: зб. наук. праць / Державний вищий навчальний заклад «Українська академія банківської справи Національного банку України». – Суми, 2006. – Т. 17. – С. 104-119.
4. Новолодський, О. В. Механизм формирования внутренних кредитных рейтингов корпоративных заемщиков в системе управления кредитным риском коммерческого банка [Электронный ресурс] / О. В. Новолодский // Материалы международной конференции «Управление рисками в российских банках: Базель-2 и другие горизонты». Русское общество управления рисками (РусРиск). – Москва. – 25-26 сентября 2008 года. – Режим доступа до статті: <http://rrms.ru/upload/common/doc/prez-baz/Novolodsky.pdf>.
5. Про організацію формування та обігу кредитних історій № 2704-IV від 23. 06. 05 р. [Електронний ресурс] : закон України – Режим доступу до нормативного документу: <http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/z0231-12>.
6. Про затвердження Положення про порядок формування та використання банками України резервів для відшкодування можливих втрат за активними банківськими операціями, [Електронний ресурс] : постанова Правління Національного банку України від 25. 01. 2012 № 23 зареєстрована в Міністерстві юстиції України 15. 02. 2012 р. за № 231/20544.– Режим доступу до нормативного документу: <http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/z0231-12>.
7. Энциклопедия финансового риск-менеджмента [Текст] / [Барбаумов В. Е., Рогов М. А., Щужин Д. Ф., Ситникова Н. Ю. и др.]; под ред. А. А. Лобанова и А. В. Чугунова. – [3-е изд.]. – М. : Альпина Бизнес Букс, 2007. – 878 с. – ISBN 978-5-9614-0528-6.
8. Basel Committee on Banking Supervision (2004). International convergence of capital measurement and capital standards. A revised framework. Basel: Bank for International Settlements.
9. Закону України Про Національний банк України № 679-XIV від 20. 05. 1999 р. [Електронний ресурс] – Режим доступу до нормативного документу: <http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/679-14>.
10. Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring [Text] / Naeem Siddiqi. Published by John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2006 – 196 p. – ISBN 978-0-471-75451-0.
11. The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation [Text] / R. Anderson. – Oxford: Oxford University Press, 2007. – 790 p. – ISBN 978-0-19-922640-5.

-
12. *Наследов, А. Д. SPSS: Компьютерный анализ данных в психологии и социальных науках [Текст] / А. Д. Наследов. – [2-е изд.]. – СПб.: Питер, 2007. – 416 с. – ISBN 5-91180-318-6.*
 13. *Штучний інтелект в економіці: нейронні мережі, нечітка логіка : монографія [Текст] / А. В. Матвійчук. – К. : КНЕУ, 2011. – 439, [1] с. ISBN 978-966-483-452-7*
 14. *Дюк, В. Data mining – интеллектуальный анализ данных [Электронный ресурс] / В. Дюк. – Режим доступа до статті: http://www.iteam.ru/publications/it/section_92/article_1448/.*

РЕЗЮМЕ

Великоиваненко Галина, Трокоз Любовь

Моделирование внутренних кредитных рейтингов заемщиков коммерческого банка

В статье рассматривается сущность и методологические особенности процесса определения внутренних кредитных рейтингов заемщиков коммерческих банков. Авторами исследованы методы оценки кредитоспособности заемщиков коммерческих банков и проведены расчеты с целью определения уровней их внутренних рейтингов на основе инструментария регрессионного анализа, дискриминантного анализа и нейросетей. Описанные методы могут быть использованы в банковской практике для оценки кредитоспособности как уже существующих заемщиков так и будущих клиентов-заемщиков финансового учреждения.

RESUME

Velykoivanenko Galyna, Trokoz Lyubov

Modeling of borrower's internal credit rating of commercial bank

The article reviews the nature and methodological features of the process of determining of internal credit ratings for commercial banks. The authors have investigated the methods for assessing the creditworthiness of borrowers from commercial banks. There have also been done the calculations to determine the levels of their internal ratings-based tools for regression analysis, discriminant analysis and neural networks. The methods that are described can be used in banking practice to assess the creditworthiness of existing borrowers and future clients-borrowers of financial institution.

Стаття надійшла до редакції 03.10.2012 р.