

УДК 336.77

О. А. Жуковська,

к. ф.-м. н., доц.

Г. О. Зінов'єва,

Національний технічний університет України «КПІ»

ОЦІНКА КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ КЛІЄНТА МЕТОДОМ ROC-АНАЛІЗУ

Розглянуто проблематику прийняття кредитних рішень, а саме технології скорингу. Технології скорингу – автоматичної оцінки кредитоспроможності фізичних осіб – нині приділяється підвищена увага, а ROC-аналіз забезпечує керування ризиками залежно від кредитної політики й стратегії організації.

Основна мета дослідження полягає у виявленні неблагонадійних потенційних позичальників, створенні математичної моделі прийняття кредитних рішень, аналізі кредитоспроможності клієнтів банку та окресленні потенційних напрямків подальшого розвитку та удосконалення роботи за цією тематикою.

Побудовано скорингові моделі на основі логістичної регресії та методом k – найближчого сусіда, був проведений їх ROC-аналіз, що показав відмінну ефективність алгоритмів. На основі цього було побудовано модель прийняття колективного рішення з урахуванням неоднозначної відповіді про надання кредиту згаданих раніше моделей.

In this work an author is examine problematika of acceptance of credit decisions, namely technologies of scoring. Technology of scoring – automatic estimation of solvency of physical persons – enhanceable attention is today spared, and a roc-analysis is provided by a management risks depending on a credit policy and strategy of organization.

The primary purpose of research consists exposure of unreliable potential borrowers, creation of mathematical model of acceptance of credit decisions, analysis of solvency of clients, Diamont bank and lineation of potential directions of subsequent development and improvement of work after this subject.

In this work scoringovi models were built on the basis of logistic regression and by the k – neighbors method, was conducted them ROC is an analysis which rotined a next-door neighbour excellent efficiency of algorithms. On the basis of it, the model of acceptance of collective decision was built taking into account an ambiguous answer about a grant the credit of mentioned ranishe models.

Ключові слова: скоринг, ROC-аналіз, скорингова модель, кредитоспроможність, погашення, модель прийняття остаточного кредитного рішення.

Вступ. Скоринг являє собою математичну або статистичну модель, за допомогою якої на основі кредитної історії «минулих» клієнтів банк намагається визначити, наскільки велика ймовірність, що конкретний потенційний позичальник поверне кредит у строк.

В цій роботі проаналізовано підходи до моделювання скорингових систем та їх оцінки методом ROC-аналізу. У зв'язку з тим, що розвиток системи кредитування в Україні стрімко зростає, моделювання цього процесу є важливим і актуальним питанням.

Постановка завдання. Поставимо моделі завдання виявлення неблагонадійних потенційних позичальників. Але, оскільки у скорингу загальноприйнято, що чим вище рейтинг клієнта, тим вище його кредитоспроможність, то будемо вважати позитивним результатом успішне погашення позики, а негативним – дефолт за кредитом.

Тоді, проектуючи за цих умов визначення чутливості й специфічності на скоринг, можна вважати, що скорингова модель із високою специфічністю відповідає консервативній кредитній політиці (частіше відбувається відмова у видачі кредиту), а з високою чутливістю – політиці ризикованих кредитів. У першому випадку мінімізується кредитний ризик, пов'язаний із втратами позички й відсотків і додаткових витрат на повернення кредиту, а в другому – комерційний ризик, пов'язаний з упущеною вигодою.

Основною метою є побудова моделі прийняття колективного рішення, яка б опиралась на дані двох скорингових алгоритмів.

Методологія. У роботі проаналізовані та використані математичні методи для вирішення поставленого завдання.

Розглянувши приклади моделей прийняття рішень і основні методи, які забезпечують підтримку кредиторам при виборі рішень за споживчим кредитом, для роботи було обрано побудову скорингових моделей на основі логістичної регресії та методом k – найближчого сусіда, які відповідають практиці комерційного банку «Діамант».

Логістична регресія є статистичним інструментом для розрахунку коефіцієнтів (балів) скорингової карти на основі накопиченої кредитної історії. Логістична регресія – це різновид множинної регресії, загальне призначення якої полягає в аналізі зв'язку між декількома незалежними змінними (називаними також регресорами або предикторами) і залежною змінною. Бінарна логістична регресія застосовується у випадку, коли залежна змінна є бінарною (тобто може приймати тільки два значення). Іншими словами, за допомогою логістичної регресії можна оцінювати ймовірність того, що подія наступить для конкретного випробуваного (повернення кредиту/дефолт і т. д.).

Логістична регресія – корисний класичний інструмент для рішення задачі регресії й класифікації. Без логістичної регресії й ROC-аналізу – апарата для аналізу якості моделей – немислима побудова моделей у банківській системі та дослідженні кредитоспроможності позичальників. В останні роки логістична регресія отримала поширення у скорингу для розрахунку рейтингу позичальників і керування кредитними ризиками [8].

Для побудови рівняння регресії використовуються анкетні дані позичальників: вік, стать, знаходиться у шлюбі (так/ні), кількість утриманців, сукупний дохід, досвід роботи, період проживання в регіоні, ринкова вартість власної нерухомості, щомісячний платіж за кредитом [8; 12].

Таким чином, рівняння регресії матиме такий вигляд:

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n. \quad (1)$$

Метод «найближчого сусіда» («nearest neighbour») належить до класу методів, робота яких ґрунтується на зберіганні даних у пам'яті для порівняння з новими елементами. Після появи нового запису для прогнозування знаходяться відхилення між цим записом і подібними наборами даних, і найбільш подібна (або ближній сусід) ідентифікується.

Перевагами методу «найближчого сусіда» вважається простота використання отриманих результатів; рішення не унікальні для конкретної ситуації, можливе їх використання для інших випадків; метою пошуку є не гарантовано вірне рішення, а краще з можливих. А недоліками те, що цей метод не створює яких-небудь моделей або правил, що узагальнюють попередній досвід, у виборі рішення вони ґрунтуються на всьому масиві доступних історичних даних, тому неможливо сказати, на якій підставі будуються відповіді.

Також існує складність вибору міри «близкості» (метрики). Від цього заходу головним чином залежить об'єм безлічі записів, які потрібно зберігати у пам'яті для досягнення задовільної класифікації або прогнозу. Також існує висока залежність результатів класифікації від вибраної метрики. Під час використання методу виникає необхідність повного перебору повчальної вибірки при розпізнаванні, наслідок цього – обчислювальна трудомісткість. Типові завдання цього методу – це завдання невеликої розмірності за кількістю класів і змінних.

Під час розгляду нового клієнта банку, його атрибути порівнюються зі всіма існуючими клієнтами цього банку (дохід, вік і т. д.). Безліч «найближчих сусідів» потенційного клієнта банку вибирається на підставі найближчого значення доходу, віку і т. д.

Один із варіантів оцінки параметра k – проведення крос-перевірки. Така процедура реалізована, наприклад, у пакеті STATISTICA (StatSoft).

Крос-перевірка – відомий метод отримання оцінок невідомих параметрів моделі. Основна ідея методу – розділення вибірки даних на v «складок», які випадковим чином виділені ізольовані підвибірки [9].

За фіксованим значенням k будується модель k -найближчих сусідів для отримання прогнозів на v -му сегменті (решта сегментів при цьому використовується як приклади) й оцінюється помилка класифікації. Для регресійних завдань найчастіше як оцінка помилки виступає сума квадратів, а для класифікаційних завдань зручніше розглядати точність (відсоток коректно класифікованих спостережень).

Далі процес послідовно повторюється для всіх можливих варіантів вибору v . Після вичерпання v «складок» (циклів), обчислені помилки усереднюються і використовуються як міра стійкості моделі (тобто заходи якості прогнозу у точках запиту). Вищеописані дії повторюються для різних k , і значення, відповідне найменшій помилці (або найбільшій класифікаційній точності), приймається як оптимальне (оптимальне у сенсі методу перевірки кросу).

Слід враховувати, що крос-перевірка – для обчислення містка процедура, і необхідно надати час для роботи алгоритму, особливо якщо об'єм вибірки достатньо великий.

Другий варіант вибору значення параметра k – самостійно задати його значення. Проте цей спосіб слід використовувати, якщо є обґрунтовані припущення щодо можливого значення параметра, наприклад, попередні дослідження схожих наборів даних.

Метод k -найближчих сусідів показує достатньо непогані результати у найрізноманітніших завданнях.

Визначивши значення параметра k , ви можете побудувати прогноз, використовуючи спостереження – приклади для методу k -НС. Для завдання регресії прогноз – це усереднювання виходів найближчих сусідів.

Як було описано вище, маючи точку запиту, процедура k -НС будує прогноз на основі виходів k найближчих до цієї точки сусідів. Отже, для роботи методу k -НС необхідно визначити метрику для обчислення відстані між точкою запиту і спостереженнями зразкової вибірки. Найчастіше використовується евклідова метрика. Застосовуються й інші заходи: квадрат евклідової відстані, манхеттенська відстань, відстань Чебишева:

$$D(x, p) = \begin{cases} \sqrt{(x-p)^2} & \text{Euclidean} \\ (x-p)^2 & \text{Euclidean Squared} \\ \text{Abs}(x-p) & \text{Cityblock} \\ \text{Max}(|x-p|) & \text{Chebyshev} \end{cases} \quad (2)$$

де x і p – точка запиту і спостереження із зразкової вибірки відповідно;

$$y = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y_i, \quad (3)$$

де y_i – спостереження i зразкової вибірки і y – передбачене значення (вихід) точки запиту. На відміну від регресії, прогноз для завдань класифікації будується на основі схеми голосування, у відповідності з якою як результат береться мітка переможця.

Оскільки метод прогнозу k -НС ґрунтується на інтуїтивному припущенні про те, що близько розташовані один до

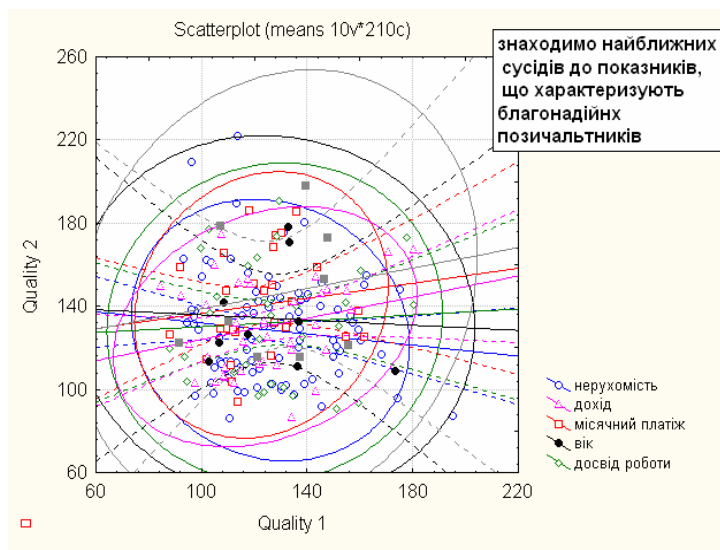


Рис. 1. Моделі на основі методу k -найближчих сусідів

одного об'єкти потенційно схожі, має сенс під час побудови прогнозів розрізняти k -найближчих сусідів за їх відстанню до точки запиту (тобто допустити, що чим ближче сусід до точки запиту, тим істотніше її вплив на прогноз). Це можна реалізувати, використовуючи набір важелів W для кожного найближчого сусіда, який формується на основі відносної близькості кожного сусіда до точки запиту. Таким чином, маємо:

$$W(x, p_i) = \frac{\exp(-D(x, p_i))}{\sum_{i=1}^K \exp(-D(x, p_i))}, \quad (4)$$

де $D(x, p_i)$ – відстань між точкою запиту x і p_i (i -м спостереженням зразкової вибірки). Ясно, що визначені таким чином ваги задовольнятимуть умову

$$\sum_{i=1}^K W(x_0, x_1) = 1. \quad (5)$$

Отже, для завдання регресії маємо:

$$y = \sum_{i=1}^K W(x_0, x_1) y_i. \quad (6)$$

Для завдань класифікації максимум вищенаведеного рівняння береться для кожної змінної класу.

З приведеного тут опису зрозуміло, що $k > 1$ природно визначає стандартне відхилення прогнозу регресійного завдання:

$$\text{errorBar} = \mp \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^K (y_i - y_1)^2}. \quad (7)$$

Проведемо оцінку якості алгоритмів класифікації методом ROC-аналізу. ROC-крива показує залежність кількості вірно класифікованих позитивних прикладів від кількості невірно класифікованих негативних прикладів. Позитивним результатом є успішне погашення позики, а негативним – дефолт за кредитом.

ROC-крива виходить у такий спосіб:

1. Для кожного значення порога відсікання, що міняється від 0 до 1 із кроком dx (наприклад, 0,01) розраховуються значення чутливості Se і специфічності Sp . Як альтернатива порогом може бути кожне наступне значення приклада у вибірці.

2. Будується графік залежності: по осі Y відкладається чутливість $Se = TPR = \frac{TP}{TN + FN} 100\%$ (частка істинно

позитивних випадків), по осі X – $100\% - Sp$ (сто відсотків мінус специфічність), $Sp = \frac{TN}{TN + FP} 100\%$ (частка істинно

негативних випадків),

де TP (True Positives) – істинно позитивні випадки;

TN (True Negatives) – істинно негативні випадки;

FN (False Negatives) – позитивні приклади, класифіковані як негативні (помилка I роду);

FP (False Positives) – негативні приклади, класифіковані як позитивні.

Оцінка моделі отримується обчисленням площі AUC (Area Under Curve) під кривою:

$$AUC = \int f(x) dx = \frac{1}{2} \sum_i (x_{i+1} + x_i)(y_{i+1} + y_i). \quad (8)$$

Таблиця 1. Експертна шкала показника площі під кривою

Інтервал AUC	Якість моделі
0,9-1,0	Відмінне
0,8-0,9	Дуже гарне

0,7-0,8	Гарне
0,6-0,7	Середнє
0,5-0,6	Незадовільне

Ідеальна модель має 100 %-ву чутливість і специфічність.

Спираючись на політику банку: скорингова модель із високою специфічністю відповідає консервативній кредитній політиці (частіше відбувається відмова у видачі кредиту), а з високою чутливістю – політиці ризикованих кредитів [2; 3; 4; 5].

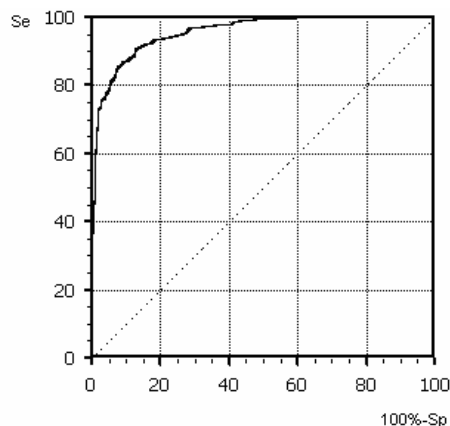


Рис. 2. Графік залежності специфічності і чутливості

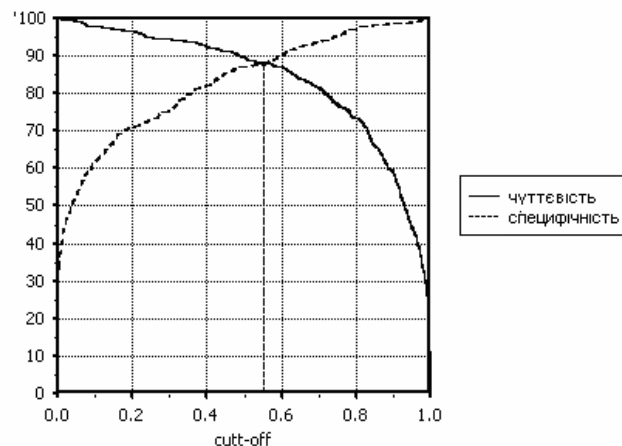


Рис. 3. Поріг відсікання за перетину графіків чутливості

Вимога балансу між чутливістю й специфічністю, тобто коли:

$$Cut_off_0 = \min_k |Se_k - Sp_k|. \quad (9)$$

На самому початку дослідження перед нами була поставлена задача побудувати модель прийняття остаточного кредитного рішення, яка б з легкістю виявляла неблагонадійних позичальників.

Нехай два алгоритми ($N = 2$) незалежно один від одного приймають особисті рішення про надання або ненадання кредиту, який може знаходитись в одному з двох можливих станів ($M = 2$) з апіорними ймовірностями

$$P(V_1) \text{ і } P(V_2) = 1 - P(V_1).$$

Нехай відомі ймовірності помилок першого та другого роду особистих рішень незалежних експертів

$$P^{(i)}(E | V_k) = P(\delta_i = m | V_k), \quad m, k, i = 1, 2, \quad k \neq m. \quad (10)$$

Тоді колективне рішення $D = m$, $m = 1, 2$ є оптимальним з точки зору мінімуму середньої ймовірності помилки на множині можливих ситуацій, якщо в ситуації S_{m1m2} , $m_1 \neq m_2$ колективне рішення $D = 1$ приймається на користь V_1 за умови

$$P(V_1)P^{(m_2)}(E | V_1)[1 - P^{(m_1)}(E | V_1)] > P(V_2)P^{(m_1)}(E | V_2)[1 - P^{(m_2)}(E | V_2)], \quad (11)$$

і рішення $D = 2$ на користь V_2 за

$$P(V_1)P^{(m_2)}(E | V_1)[1 - P^{(m_1)}(E | V_1)] < P(V_2)P^{(m_1)}(E | V_2)[1 - P^{(m_2)}(E | V_2)]. \quad (12)$$

Припускається умовна незалежність ймовірностей помилок експертів:

$$P^{(m_1 m_2)}(E | V_k) = P^{(m_1)}(E | V_k)P^{(m_2)}(E | V_k),$$

де $P^{(m_1 m_2)}(E | V_k)$ – ймовірність помилки обох експертів за умови знаходження об'єкта в k -му стані.

Перепишемо вирази (5) і (6) у більш зрозумілому і простому вигляді, використовуючи позначення специфічності і чутливості:

$$\begin{aligned} Se^{(i)}(1 - Se^{(j)})P &> (1 - P)Sp^{(j)}(1 - Sp^{(i)}), \text{ надання кредиту,} \\ Se^{(i)}(1 - Se^{(j)})P &< (1 - P)Sp^{(j)}(1 - Sp^{(i)}), \text{ ненадання кредиту.} \end{aligned} \quad (13)$$

Результати дослідження. Були побудовані та порівняні дві моделі: модель на основі логістичної регресії, модель на основі методу k -найближчого сусіда. Більш ефективною виявилась побудована модель на основі логістичної регресії.

Рівняння логістичної регресії:

$$y = -3,5276 - 0,0260 x_1 + 0,6694 x_2 - 0,2408 x_3 - 1,8741 x_4 + 0,0007 x_5 + 0,0033 x_6 + 0,0094 x_7 + 0,0109 x_8 - 0,0009 x_9. \quad (14)$$

Модель методом k -найближчого сусіда була побудована використовуючи програмне забезпечення STATISTICA 6. Приклад її реалізації можна подати на рис. 1.

Проведемо оцінку якості алгоритмів класифікації методом ROC-аналізу.

За даними таблиць отриманих значень чутливості і специфічності, були побудовані та порівняні ROC-криві (рис. 4, 5) для скорингових моделей на основі логістичної регресії та на основі методу k -найближчого сусіда. Опираючись на

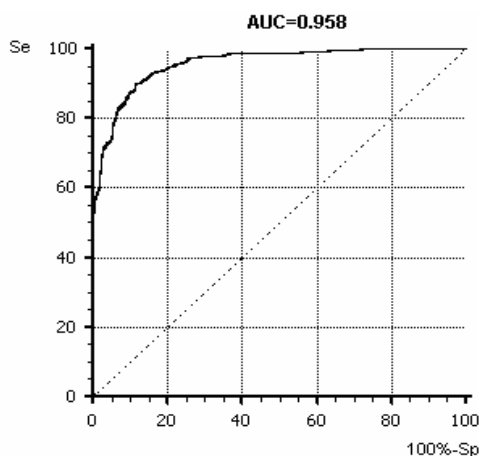


Рис. 4. ROC-крива для моделі на основі логістичної регресії

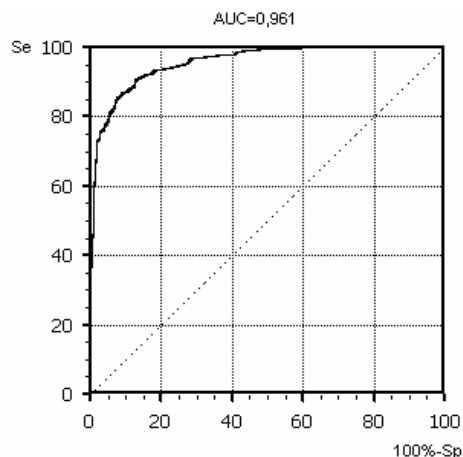


Рис. 5. ROC-крива для моделі методом k -найближчого сусіда

результати виконаної роботи, дані моделі можна охарактеризувати як відмінні (за експертною шкалою якості моделі). Це свідчить про те, що банк надає кредити благонадійним позичальникам, у більшості випадків керуючись даними кредитно скорингової програми.

До банку завітала людина, вона хоче отримати кредит. Застосувавши два скорингові алгоритми для оцінки кредитоспроможності клієнта ми отримали неоднозначні відповіді. Для цього застосуємо модель прийняття остаточного кредитного рішення.

Колективне рішення $D = m$, $m = 1, 2$ є оптимальним з точки зору мінімуму середньої ймовірності помилки на множині можливих ситуацій (4), якщо в ситуації S_{m1m2} , $m_1 \neq m_2$ колективне рішення $D = 1$ приймається на користь V_1 за умови (11) і рішення $D = 2$ на користь V_2 при (12).

Для характеристики умовних ймовірностей (ймовірностей помилок першого та другого роду) використаємо формули чутливості і специфічності.

Оскільки у цій моделі використовуються апіорні ймовірності, то в нашому випадку це ймовірність надання кредиту певній групі клієнтів, до якої відноситься наш позичальник. Апіорна ймовірність $p = 0,023$.

Перепишемо нерівності моделі:

$$\begin{aligned} Se^{(i)}(1 - Se^{(j)})P &> (1 - P)Sp^{(j)}(1 - Sp^{(i)}), \text{ надання кредиту,} \\ Se^{(i)}(1 - Se^{(j)})P &< (1 - P)Sp^{(j)}(1 - Sp^{(i)}), \text{ ненадання кредиту.} \end{aligned} \quad (13)$$

Випишемо результати моделей за такої ситуації.

Модель на основі логістичної регресії.

Специфічність та чуттєвість моделі $Se = 91,1 \%$, $Sp = 86,8 \%$.

Модель на основі методу k – сусідів.

Специфічність та чуттєвість моделі $Se = 88,6 \%$, $Sp = 89,7 \%$.

Застосуємо вираз (13):

$$Se^{(i)}(1 - Se^{(j)})P > (1 - P)Sp^{(j)}(1 - Sp^{(i)}),$$

$$0,911(1 - 0,897)0,023 > (1 - 0,023)(1 - 0,868)0,897,$$

$$0,093833 \cdot 0,023 > 0,977 \cdot 0,118404,$$

$$0,002158159 > 0,1158078 - \text{нерівність не виконується;}$$

$$Se^{(i)}(1 - Se^{(j)})P < (1 - P)Sp^{(j)}(1 - Sp^{(i)}),$$

$$0,911(1 - 0,897)0,023 < (1 - 0,023)(1 - 0,868)0,897,$$

$$0,002158159 < 0,11580708 - \text{нерівність виконується.}$$

Під час застосування моделі прийняття остаточного кредитного рішення ми отримали рішення про ненадання кредиту клієнту. Такий результат говорить про те, що модель побудована на основі логістичної регресії є більш ефективною. Таким чином, клієнт банку, що має такі, застосовані під час розрахунків, анкетні дані, кредиту не отримає [23].

Висновок. Розглянуті вище питання розробки й вибору алгоритму кредитного скоринга вирішуються у межах банківської бек-офісної аналітичної системи й ставляться до області діяльності кредитного аналітика.

Після того, як алгоритм кредитного скоринга розроблений, він має бути вбудований у фронтальну систему. Така фронтальна система може використовуватися для підтримки прийняття рішень кредитним офіцером, коли він розглядає

заявки аплікаторів на отримання кредиту, або для самодіагностики аплікаторів за допомогою web-сервісу, представленого на сайті банку в Інтернеті.

У фронтальній системі вирішується досить просте завдання – за інформаційними ознаками апліканта визначити його скоринг-бал і порівняти його з балом відсікання.

Оскільки сучасні інформаційні технології розробки скорингових алгоритмів зазвичай передбачають генерацію програмного коду отриманого скорингового алгоритму, практична реалізація створення фронтального додатка праці не представляє.

Із часом предиктивна потужність скорингового алгоритму в силу об'єктивних причин знижується. Настає час для повторного розрахунку скорингових алгоритмів і заміни у фронтальних додатках колишньої процедури скорингу новою. Вибір моменту перерахунку скорингової моделі є самостійним завданням, що може бути вирішеним на основі відповідних статистичних критеріїв. Однак якщо в банку на ділянку скоринг-аналітика виділений фахівець на постійній основі, то перерахунок скорингових алгоритмів (принаймні теоретично) може здійснюватися з будь-якою періодичністю в міру поповнення бази даних новими кредитними історіями.

В Україні впровадження скоринга повинне здійснюватися поступово. Для початку можна зробити автоматизовану експертну систему попередньої оцінки позичальників, що буде автоматично відсіювати свідомо «погані» ризики, а на розгляд кредитного комітету пропонувати ризики «гарні» і «прикордонні». Застосовані у роботі методи найбільш швидко й чітко зроблять оцінку факторів і видадуть результат – розподіл позичальників по категоріях ризику. Отже, на підставі розглянутих матеріалів у роботі було подано експертну скорингову систему, що використовує методи найближчих сусідів і логістичне регресії. Це система надасть можливість банківським працівникам швидко ухвалювати рішення щодо кредитування, регулювати обсяги кредитування залежно від ситуації на ринку й визначати оптимальне співвідношення між прибутковістю кредитних операцій і рівнем ризику.

Література

1. Черкашенко В. Ріст споживчого кредитування, кризи й скоринг [Текст] / В. Черкашенко // Фінансова консультація, – 2005. – № 1–2. – ISSN 0130-3097.
2. Чиненков А. В. Банківські кредити й способи забезпечення кредитних зобов'язань [Текст] / А. В. Чиненко // Бухгалтерія й банки. – 1996. – № 4. – ISSN 0130-3194.
3. Davis J., Goadrich M. The Relationship Between Precision-Recall and ROC Curves [Text] / J. Davis, M. Goadrich // Proc. Of 23 International Conference on Machine Learning. – Pittsburgh, PA, 2006. – 4000 p. – ISBN 0-8493-0192-0.
4. Fawcett T. ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Researchers [Текст] / T. Fawcett // 2004 Kluwer Academic Publishers. – ISBN 3-540-66992-2. – 1174.21 p.
5. Churchill G. A., Nevin J. R., Watson R. R. [Текст]: The role of credit scoring in the loan decision. Credit World. – March, 1977.; Myers J. H., Forgy E. W. The development of numerical credit evaluation systems // Journal of American Statistical Association. – September, 1963. – 15000 p – ISBN 0-87168-441-1.
6. Челноков В. А. Деньги, кредит, банки [Текст] : учеб. пособие / В. А. Челноков. – М.: ЮНИТИ : ЮНИТИ-ДАНА, 2005. – 366 с. – Библиогр.: с. 362. – 30000 экз. – ISBN 5-238-00817-1.
7. Багатомірний статистичний аналіз в економіці / Під ред. проф. В. Н. Тамашевича. – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 1999. – 598 с. – ISBN 5-238-00099-5.
8. Непман Дж. Математическое понятие решения. Теория игр и математическое поведение [Текст] / Дж. Непман, О. Моргенштерн. – М.: Наука, 1971. – 435 с. – ISBN 5-9692-0050-6.
9. Барабаш Ю. Л. Коллективные статистические решения при распознавании. – М.: Радио и связь, 1983. – 224 с. – 52000 экз. – ISBN 5-484-00920-0.
10. Айзерман М. А. Выбор вариантов: основы теории [Текст] : моногр. / М. А. Айзерман, Ф. Т. Алескеров. – М.: Наука, 1990. – 236 с. : ил. – (Теория и методы системного анализа). – 5200 экз. – ISBN 5-02-014091-0.
11. Бейко И. В. Задачи принятия решений в конфликтной ситуации. – К.: Наук. думка, 1994. – 137 с. – 32000 экз. – ISBN 5-12-000994-8.
12. Вентцель Е. С. Теория вероятностей. – М.: Наука, 1969. – 576 с. – 20000 экз. – ISBN 5-12-001584-0.
13. Евланов Л. Г. Принятие решений в условиях неопределенности. – М.: Наука, 1974. – 131 с. – 5200 экз. – ISBN 5-86911-350-4.
14. Жуковская О. А., Файнзильберг Л. С. Интервальное обобщение байесовской модели принятия коллективного решения в конфликтных ситуациях [Текст] // Кибернетика и системный анализ. – 2005. – № 3. – 133 – 144 с.
15. Жуковская О. А., Файнзильберг Л. С. Формальная оценка квалификации эксперта на основе байесовской модели и методов интервального анализа [Текст] // Проблемы управления и информатики. – 2005. – № 3. – 103 – 115 с.
16. Жуковская О. А. Интервальные модели принятия коллективных решений в конфликтных ситуациях [Текст] // Международная конференция «Проблемы управления и приложения». – Минск, 2005. – 32 с. – 1000 экз. – ISBN 5-215-01358-6.
17. Кім Дж. О. Факторний, дискримінантний і кластерний аналіз [Текст] / Дж. О. Кім, Ч. У. Мюллер. – М.: Фінанси й статистика, 1989. – 215 с. – 35000 пр. – ISBN 5-8135-0145-2.
18. Кини Р. Принятие решений при многих критериях: Предпочтения и замещения [Текст] / Х. Райфа, Р. Кини; пер. с англ. – М.: Радио и связь, 1981. – 560 с. – ISBN 5-256-01292-4.
19. Макаров И. М. Теория выбора и принятия решений [Текст] / И. М. Макаров. – М.: Наука, 1987. – 350 с. – ISBN 5-02-000796-X.

20. Миркин, Б. Г. Проблемы группового выбора [Текст] / Б. Г. Миркин. – М.: Наука, 1974. – 256с. – ISBN5-89407-007-4.
21. Мулен Э. Кооперативное принятие решений: Аксиомы и модели [Текст] : моногр. / Э. Мулен; пер. с англ. О. Р. Меньшиковой; под ред. И. С. Меньшикова. – М.: Мир, 1991. – 463 с.: ил. – Пер. изд. : Axioms of cooperative decision making / H Moulin. – New York et al., 1988. – Библиогр.: с. 435 – 449. – 6300 экз. – ISBN 5-03-002131-0.
22. Покровский, В. С. Вопросы организации процессов принятия решений [Текст] / В. С. Покровский. – М.: Наука, 1975. – 145 с. – ISBN 5-8066-0466-7.
23. Розен В. В. Цель – оптимальность – решение. Математические модели принятия оптимальных решений [Текст] / В. В. Розен. – М.: Радио и связь, 1982. – 169 с. – 1000 экз. – ISBN 5-88982-0087.

УДК 336:519.7

В. О. Капустян,

д.ф.-м.н., проф.

К. О. Ільченко,

Національний технічний університет України «КПІ»

РАЦІОНАЛЬНИЙ ПІДХІД ДО МОДЕЛЮВАННЯ СТРАТЕГІЙ БАНКІВСЬКОЇ ДІЯЛЬНОСТІ

Запропоновано динамічну модель вибору стратегії діяльності банку з урахуванням диференціації клієнтів фінансової установи на юридичних і фізичних осіб. Модель враховує вплив нематеріальних і матеріальних факторів, які представлені показниками гудвілу і ліквідності. За допомогою векторної оптимізації знайдено оптимальні значення керованих змінних: депозитних і кредитних ставок, які дають можливість змінювати стратегію діяльності установи.

The dynamic model of choice strategy of bank's activity, taking into account differentiation of clients of financial institution on legal and physical entities, is offered. A model is based on influencing of immaterial and financial factors which are presented by the indexes of goodwill and liquidity. Optimum values of the guided variables are found by vectorial optimization: deposit and credit rates, which allow to change bank strategy.

Ключові слова: гудвіл, ліквідність, стратегічне планування, виробнича функція Кобба-Дугласа, векторна оптимізація, Парето-оптимальні точки.

Вступ. Робота банківської установи традиційно супроводжується високим рівнем ризику, що зумовлено складністю процесів і взаємозв'язків у фінансовій сфері. На фоні останніх світових подій особливо загрозливо виглядає статистика банкрутств банківських установ в Україні. Тому постає питання про планування роботи банку в умовах нестабільного середовища. Широкого розповсюдження отримала точка зору про те, що таке планування є недоцільним через обмеженість часового горизонту достовірного прогнозу. Але саме планування в умовах нестабільності зовнішнього середовища дає можливість розробити програму протидії негативним факторам і, як наслідок, зменшити «ефект несподіванки», що автоматично приводить до зниження ризику в банківській сфері.

Робота в цьому напрямку ускладнена проблемою визначення самої сутності банку: його можна розглядати як фірму на ринку грошових продуктів, як фірму-посередник, і навіть з точки зору наявності цінної інформації у конкретному банку.

Економічні проблеми роботи банку подано у роботах [5; 6], де і виділено основні теорії функціонування банку.

Основні підходи до моделювання банківської діяльності можна поділити на дві групи. При виробничо-організаційному підході банк розглядається як фірма, яка функціонує на ринку, де товаром є гроші. Модель банківської діяльності ґрунтується на завданні виробничої функції. Основоположником цієї теорії є Бенстон [4]. Але останнім часом цей підхід почав втрачати свою популярність.

Функції й операції, здійснювані банківськими установами, є свого роду базою для іншого фундаментального підходу, що пояснює причини існування банків. Згідно з ним, банки розглядаються як економічні інститути, що здійснюють трансформацію фінансових контрактів. Цей підхід отримав розвиток у роботах таких відомих економістів, як Бенстон, Сміт, Фама [4].

Моделювання фінансової сфери і бізнесу розглянуто в роботах С. І. Шелобаєва [2] та П. В. Конюховського [3]. Більш детально фінансові інструменти в банку і динаміка його розвитку описується Н. Є. Єгоровою і О. М. Смуловим [7; 8].

Нині спостерігається дефіцит моделей, які б зображували динаміку банківських процесів. У достатній мірі розвинутий лише сегмент моделювання кредитних ризиків [9] та імітаційне моделювання.