11. БАНКІВСЬКА ІНВЕСТИЦІЙНА ДІЯЛЬНІСТЬ

УДК 336.717.061

Бучко І. Є.

ОЦІНКА СКОРИНГОВИХ МОДЕЛЕЙ ТА ДОЦІЛЬНІСТЬ ЇХ ЗАПРОВАДЖЕННЯ БАНКАМИ УКРАЇНИ

Анотація. *Узагальнено значення кредитного скорингу для оцінки кредитоспроможності позичальників. Проаналізовано підходи, що використовуються для побудови скорингових моделей та доцільність їх запровадження банками України.*

Ключові слова: кредитний скоринг, скорингова модель, банк, кредитоспроможність, позичальник

Buchko I.

EVALUATION SCORING MODEL AND FEASIBILITY OF THEIR IMPLEMENTATION BY UKRANIAN BANKS

Summary. *Summarized importance of credit scoring to assess the creditworthiness of borrowers. The approaches used to build scoring models and the feasibility of their implementation by banks of Ukraine.*

Keywords: credit scoring, scoring model, bank credit, the borrower

1. Вступ

Традиційно скорингом вважають математичну або статистичну модель, за допомогою якої на підставі кредитної історії "минулих" клієнтів, банк намагається визначити, наскільки велика вірогідність того, що окремий потенційний позичальник поверне кредит у обумовлений строк.

Скорингові системи є дуже зручним інструментом оцінки кредитоспроможності. Використання скорингу сприяє підвищенню швидкості прийняття рішень щодо видачі кредитів, що є дуже важливим у сучасних умовах. Окрім того, скоринг враховує не тільки фінансові показники діяльності позичальника, але й якісні показники кредитоспроможності.

Якісні показники кредитоспроможності відіграють не менш важливу роль у визначенні вірогідності повернення кредиту, ніж кількісні. Широке розповсюдження скорингових систем для виявлення та оцінки ризиків роздрібного кредитування пояснюється наявністю великої кількості однотипних позичальників у цій сфері кредитування.

Скоринг зумовлює можливість здійснення експрес-аналізу в присутності позичальника. Більшість спеціалістів визнає її найприйнятнішою для споживчого кредитування, з урахуванням алгоритмів побудови системи і вхідних інформаційних даних.

Останнім часом в Україні метод скорингової оцінки стає все більш популярним, хоча західні банки скорингові методики застосовують досить давно й ефективно. Серед зарубіжних вчених свої праці проблематиці кредитного скорингу присвятили такі вчені як: Hand D. J., Liu Y. A., Thomas L. C. та ін. [5; 6; 7; 8; 9]. В Україні застосування скорингових систем розпочалося порівняно недавно. Розробці методик присвячені дослідження О. Терещенка, О. Черняка, А. Камінського, Г.Крістіогло, Отонець К. та ін. [1; 2; 3; 4]. Серед українських банків відразу з'явилися бажаючі застосувати неадаптовані західні інструменти зменшення кредитних ризиків, проте актуальною залишається проблема формалізованої оцінки факторів кредитування в умовах економічної невизначеності. Метою даної публікації є оцінка моделей кредитного скорингу та доцільність їх запровадження у банках України.

2. Характеристика підходів, що використовуються для побудови скорингових моделей

Проблему кредитного скорингу можна розглядати як задачу класифікації: знаючи відповіді на запитання анкети x Є A, визначити, до якої групи належить позичальник: x Є Ac для "хороших" клієнтів, і x Є Ав для поганих. При цьому необхідно розуміти, що абсолютно точна класифікація принципово неможлива хоча б тому, що один і той же набір відповідей може бути дано як «добрим», так і «поганим» клієнтом (нагадаємо, що питання в анкеті є вторинні характеристики позичальників). Хотілося б, однак, побудувати таку модель, яка виробляла б правильну класифікацію у більшій кількості випадків. Більшість статистичних методів приводять до побудови правила класифікації, заснованого на лінійній скорингової функції. Воно може бути отримано використанням різних підходів.

Байєсівський підхід

Припустимо, що відомі такі функції і величини [5;7]:

– p_C – частка "хороших" клієнтів, і, відповідно, $p_B = 1 - p_G$ – частка «поганих» клієнтів;

– p(x|G), p(x|B) – ймовірності того, що відповідно "добрий" і "поганий" клієнт дадуть відповіді x;

– L – втрати від того, що "хороший" клієнт буде класифікований як "поганий";

– D – втрати в разі дефолту, тобто від класифікації "поганого" клієнта як "доброго". За формулою повної ймовірності можна тоді обчислити:

$p(x) = p(x \mid G)p_G \mid p(x \mid B)p_B$ – ймовірність того, що клієнт дасть відповіді x, і потім по теоремі Байеса визначити: $p(x) = p(x \mid G)p_G \mid p(x \mid B)p_B$ – тобто ймовірності того, що клієнт з даними відповідями буде "добрим" або "поганим".

$$q(G \mid x) = \frac{p(x \mid G)p_G}{p(x)}\ ,\ q(B \mid x) = \frac{p(x \mid B)p_B}{p(x)} \quad (1)$$

Середні втрати в розрахунку на одного клієнта становлять:

$$EL = L \sum_{x \in A_B} q(G \mid x)p(x) + D \sum_{x \in A_G} q(B \mid x)p(x) - L \sum_{x \in A_B} p(x \mid G)p_G + D \sum_{x \in A_G} p(x \mid B)p_B \quad (2)$$

і є мінімальними при виборі:

$$A_G = \{ x \mid Dp\ (x \mid B)\ p_B \le Lp\ (x \mid G)\ p_G \} \quad (3)$$

Якщо далі припустити нормальність розподілів p(x|G), p(x|B) із загальною коваріаційною матрицею, то виходить лінійне правило:

$$A_G = \{x \mid w_1 x_1 \mid ... \mid w_n x_n > c\} \quad (4)$$

Таке правило фактично означає, що кожному набору відповідей x присвоюється «рахунок» s(x) за формулою:

$$s(x) = w_1 x_1 + ... + w_n x_n\ , \quad (5)$$

і означає, що в s(x) міститься достатньо інформації для розрізнення класу клієнта. Таким чином, розмірність завдання зменшується з n, з розподілами p(x|G), p(x|B), до 1 до 1 з розподілами p(s|G), p(s|B). Знаходження правила класифікації зводиться до пошуку оптимального порогу c із завдання оптимізації:

$$L \sum_{s<c} p(s \mid G)\, p_G + D \sum_{s \ge c} p(s \mid B)\, p_B \to \min \quad (6)$$

Множинна регресія

Інший спосіб отримати лінійну скорингову функцію – використовувати одним з різновидів лінійної регресії. У найпростішому варіанті визначається залежна змінна У, приймаюча значення 1 в разі "доброго" клієнта і 0 в разі "поганого", і потім використовується метод найменших квадратів для знаходження ваг південь, забезпечують найкраще передбачення значення У. При використанні лінійної регресії фактично робиться спроба пов'язати імовірність дефолту p зі значеннями відповідей на питання лінійною функцією [5; 6]:

$$p = w_0 + w_1 X_1 + ... + w_n X_n \quad (7)$$

Тут є очевидна невідповідність: ліва частина є ймовірність і повинна змінюватися від 0 до 1, тоді як права може приймати будь-які значення. Для подолання цих труднощів саме значення ймовірності замінюється деякою функцією від нього, так щоб ця функція була монотонною, приймала певні значення. Логістична регресія замінює ймовірність дефолту на логарифм шансів дефолту:

$$\log \frac{p}{1-p} = w_0 + w_1 X_1 + ... + w_n x_n = s(X) \quad (8)$$

Таким чином, рахунок пов'язаний тут не з імовірністю дефолту p (Б \ x), а з відношенням p(B|x)/p(G|x):

$$s(x) = \log \frac{p(B \mid x)}{p)G \mid x)}. \quad (9)$$

Іншим прикладом є аналіз:

$$\Phi^{-1}(p) = w_0 + w_1 X_1 + ... + w_n X_n\ , \quad (10)$$

де Ф(x) – функція стандартного нормального розподілу.

Дискримінантний аналіз

Використовуючи лінійні скорингові функції, можна оцінити ймовірність приналежності клієнта того чи іншого класу, визначивши [5;8]:

$$\begin{aligned} s_1(x) &= w_0^1 + w_1^1 X_1 + ... + w_n^1 X_n\ , \\ s_2(x) &= w_0^2 + w_1^2 X_1 + ... + w_n^2 X_n\ , \\ s_m(x) &= w_0^m + w_1^m X_1 + ... + w_n^m X_n\ . \end{aligned} \quad (11)$$

Далі необхідно просто вибрати той клас, якому відповідає більший рахунок. У випадку двох класів це дає той же самий результат, що і лінійна регресія.

Лінійне програмування

Ще один спосіб отримати лінійну скорингову функцію полягає у використанні лінійного програмування. Нехай є набір даних, що включає в себе відповіді на питання $x_{i1},\ldots,x_{in}$ для кожного з N клієнтів та індикатори наявності дефолту Y_i. Ідеально було б знайти лінійну функцію s(x), яка б повністю розділяла "добрих" і "поганих" клієнтів [5;8]. Однак, оскільки це зазвичай неможливо, будемо шукати (x) з міркувань мінімізації помилки a_i в кожному конкретному випадку:

$$\begin{cases} a_1 + ... + a_N \to \min \\ w_1 x_{i1} + ... + w_m x_{im} \ge c - a_i\ ,\ Y_i = 0 \\ w_1 x_{i1} + ... + w_m x_{im} \le c + a_i\ ,\ Y_i = 1 \\ a_i \ge 0\ . \end{cases} \quad (12)$$

Тут мінімізація проводиться за змінним $(w_1,...,w_n,\ c, a_1....a_N)$ Можна також мінімізувати максимальну можливу помилку, замінивши всі a_i на одну змінну a.

Перевага методу лінійного програмування полягає у можливості включити в програму додаткові обмеження. Наприклад, якщо кредитний продукт направлений на людей молодого віку, можна накласти додаткове обмеження на відповідну вагу $w_i \geq w_i^0$, так що скорингова функція буде віддавати перевагу людям цього віку.

Дерева класифікації

На відміну від попередніх методів, класифікаційні дерева (інакше – рекурсивні алгоритми розбиття) не призначені для побудови лінійної скорингової функції. Натомість вони послідовно розбивають клієнтів на групи за однією зі змінних так, щоб ці групи, наскільки можливо відрізнялися за величиною кредитного ризику. Процес розбиття продовжується доти, поки групи, що залишилися, не стають настільки малі, що наступне розбиття не призведе до статистично значимого відмінності в рівні ризику. Кожному листу дерева потім приписується певна категорія клієнтів. На рис. 1 зображено приклад дерева класифікації [5;6].

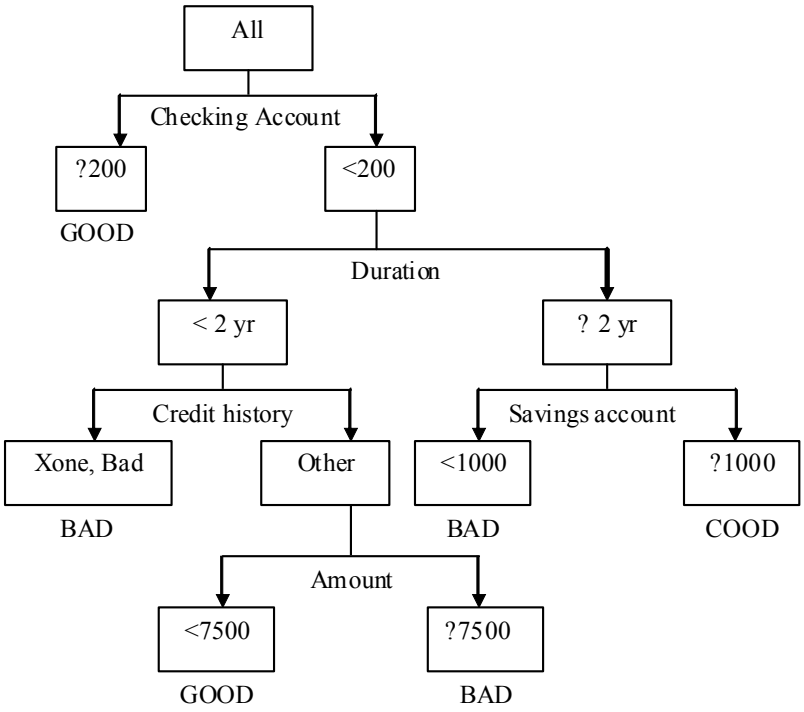

Рис. 1. Дерево класифікації скорингової моделі

Модифікацією дерев класифікації є дерева моделей, де кожному [тут і далі в прикладах використаний набір даних German з UCI Machine Learning Repository] листу відповідає не певна категорія, а своя лінійна регресійна модель. Це дозволяє спочатку досить грубо розділити клієнтів на основні групи, а потім для кожної групи скористатися регресійної моделлю.

Рахунок (score) – кількісна оцінка кредитоспроможності потенційного позичальника (чим більше рахунок, тим остання вище). Зазвичай рахунок пропорційний ймовірності або шансам успішного повернення кредиту, тому за рахунком визначається ймовірність дефолту і на цій підставі приймається рішення, або, залежно від того, в який проміжок потрапив рахунок, визначається клас клієнта і на підставі цього – умови видачі кредиту.

Якщо скорингова система так чи інакше визначає ймовірність дефолту позику позичальника $p_{деф}$, то необхідно встановити порогову (допустиму) ймовірність дефолту. Це можна зробити, обчисливши середні втрати від дефолту, і ввівши обмеження, що ці втрати не можуть бути більше доходу в разі успішного повернення кредиту.

Втрати у разі видачі кредиту неплатоспроможного позичальника, втрати у разі відмови "хорошому" клієнту утворюють так звану матрицю штрафів (misclass-ification costs matrix). У цій матриці стовпцям відповідають фактичні (реальні) класи клієнтів, а рядками – передбачені. На діагоналі знаходяться нулі (тобто за правильно передбачений клас штраф відсутній), а у всіх інших осередках вказується штраф за пророкування одного класу (рядок), якщо насправді клієнт належить іншому класу (стовпець) табл.1.

Таблиця 1

Матриця штрафів

	good	bad
good	0	5
bad	1	0

У випадку матриці (табл.1) штраф складає 1 одиницю за відмову "хорошому" клієнта і 5 одиниць за видачу кредиту "поганого" клієнта. Як видно, у випадку двох класів матриця штрафів містить

два значення – штрафи за помилки першого і другого роду. Елементи матриці можуть бути визначені, виходячи з граничного значення імовірність дефолту p* (вище якого кредити видаватися не повинні). Приймемо, що штраф за відмову хорошому клієнтові дорівнює 1, а n – штраф за прийом поганого клієнта.

Тоді: $p^* = \frac{1}{1+n}, \quad n = \frac{1-p^*}{p^*}$ (13)

Наприклад, n = 19 при p = 5% і n = 9 при p = 10%. Для матриці, наведеної вище, p * = $\frac{1}{6}$ ≈17% [5; 9].

Матриця штрафів використовується у ході оцінки якості використовуваних моделей, а також є частиною вхідних даних деяких алгоритмів (наприклад, при побудові дерев класифікації).

3. Використання скорингових систем банками України

Слід зауважити, що скорингові моделі можуть розроблятись банками самостійно на основі внутрішньої інформації за допомогою спеціально створених відділів, проте дозволити собі це можуть лише великі розвинені банки. Скорингові системи вже запроваджені у ПАТ "Дельта Банк", ПАТ "Райффайзен Банку Аваль", "Унікредит Банку", "Родовід Банк", ПАТ "Universal Bank", ПАТ "Альфа-Банк", ПАТ "OTP Bank", ПАТ "Home Credit Bank", ПАТ "Кредитпромбанк", ПАТ "VAB Банк", ПАТ "Приватбанк", ПАТ "Кредобанк". Розробників скорингових рішень фінустанови вибирають, виходячи з цін на їх продукцію і досвіду в цій сфері. У нас такі програми пропонують дві компанії: вітчизняна "Скорто Солюшенс" і міжнародна фірма SAS, що працює з банками у всьому світі. Деякі фінінститути звертаються в компанію Experian, у якої немає представництва в нашій країні (найближчий її офіс знаходиться в Росії). Є банки, які намагаються впроваджувати скоринг силами своїх фахівців або фахівців міжнародної групи, до якої вони входять. Як правило, банки обмежуються придбанням скорингової карти для оцінки платоспроможності позичальника і рідко купують у того ж розроблювача програми для служб зі збору боргів. Розробників скорингових рішень фінустанови вибирають, виходячи з цін на їх продукцію і досвіду в цій сфері. У нас такі програми пропонують дві компанії: вітчизняна "Скорто Солюшенс" і міжнародна фірма SAS, що працює з банками у всьому світі [10].

Банкам, що тільки виходять на роздрібний ринок і не мають бази даних позичальників розробники пропонують так звані дженерикові скорингові карти, які містять усереднені дані про платоспроможного позичальника. Але така карта – лише відправна точка в побудові скорингу. При появі своїх кредитних історій банк разом з розробником удосконалює цю карту. Багато банків кинулися агресивно завойовувати ринок споживчого кредитування, маючи лише дженерикові карти або розробки російських і польських банків. Така політика призвела до великої кількості поганих позик. Але, на нашу думку, це природна плата за вхід на ринок, адже, отримавши дані про неповернення, банки зможуть краще відсівати позичальників.

У вартості споживчого кредиту (досягає 50-100% річних) маржа за ризик становить 10-12%. Це означає, що в міру вдосконалення методик оцінки ризиків кредити будуть дешевшати. Ми погоджуємося з думкою провідних фахівців, що скоринг навіть на основі дженерикової карти все-одно набагато краще, ніж видача кредитів навмання. Так, в одному з вітчизняних банків використання дженерикової карти допомогло знизити рівень дефолтів на сім відсотків [10].

Скорингові системи дозволяють їм швидко і об'єктивно оцінювати позичальників і відсіювати шахраїв. Бальну оцінку позичальнику ставить комп'ютерна програма, в яку менеджер фінустанови вводить відповіді на питання анкети. Таким програмним забезпеченням прагнуть обзавестися більшість банків. Якщо раніше оформлення споживчого кредиту займало від трьох до чотирнадцяти днів, то тепер це не влаштовує ні клієнтів, ні посередників в особі магазинів і автосалонів. Роздрібні фінінститути стали конкурувати за швидкістю прийняття рішень. При цьому вони визнають, що ручне і суб'єктивне прийняття рішень щодо беззаставних позик стає все більш ризикованим. Банк повинен сам вибрати точку відсікання – мінімальний бал, при якому можна видавати кредит. Отже, гарна скорингова модель відсіває до 90% неплатоспроможних клієнтів, однак при цьому заважає в одержанні кредиту 10% якісних позичальників.

На нашу думку, в Україні необхідно заохочувати створення рейтингових агентств, тому що їх діяльність буде сприяти зниженню кредитних ризиків банків і підвищувати надійність банківської системи України в цілому. Проте, українські банки змушені спиратися на власні методики оцінки кредитного ризику, брати на себе всю вагу кредитного ризику. Важливим також є те, що в центрі аналітичної роботи, пов'язаної зі скорингом, знаходиться систематична перевірка ефективності діючої моделі з метою коригування шкали оцінок. Можливо буде потрібно обновити і внутрішню градацію балів за одним чи рядом показників, які характеризують якість заявок на кредит. Технології кредитного скорингу мають постійні тенденції до розвитку та вдосконалення, що дозволяє розробляти нові алгоритми, які, у свою чергу, дозволяють мінімізувати кредитний ризик. Ці алгоритми мають у своїй основі різні критерії, які залежать від типу кредитної організації, параметрів кредиту та ін. Такі вдосконалення можуть успішно знайти своє застосування в Україні, де існує проблема недостатності історичних даних про попередній досвід кредитування. Банкам слід проводити аналіз функціонування кожної сфери економічної діяльності і форми власності та ризиків, що їм притаманні, та рекомендується розробляти чинники додаткової оцінки позичальників залежно від основного виду діяльності та

форми власності, використовуючи при цьому досвід власної, кредитної та претензійної роботи.

4. Висновки

Таким чином, упровадження скорингових систем у практику українських банків необхідне як для самих банків щодо впевненості в поверненні кредиту позичальником та, відповідно, зниженню кредитних ризиків банку, так і для позичальників, для яких скорингова система відчутно скоротить час на прийняття банком рішення на видачу кредиту.

Широке розповсюдження скорингових моделей для виявлення та оцінки ризиків роздрібного кредитування пояснюється наявністю великої кількості однотипних позичальників у цій сфері кредитування. Оцінка якості моделей, що використовує банк, може відбуватися із застосуванням наступних методів: бек-тестінг (backtesting), стрес-тестінг (stress testing), аналіз чутливості до кредитних ризиків, забезпечення незалежного нагляду та контролю за моделями, що використовуються. Отже, впровадження скорингових систем є необхідним напрямком швидкої та якісної оцінки кредитоспроможності позичальників- фізичних осіб та відповідно зниження кредитного ризику банку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Камінський А. Б. Моделювання фінансових ризиків: монографія / А. Б. Камінський. – К. : Видавничо - поліграфічний центр «Київський університет», 2006. – 306 с.

2. Камінський А. С. Експертна модель кредитного скорингу позичальника банку / А. С. Камінський // Банківська справа. – 2009. – № 1. – С.75-81.

3. Крістіогло Г. М. Використання скорингових моделей в умовах невизначеності та ризику споживчого кредитування / Г. М. Крістіогло // Формування ринкових відносин в Україні. – 2007. – № 7(74). – С. 86–90.

4. Отонець К. Практичні аспекти застосування скорингу для оцінки кредитного ризику/ К. Отонець // Фінансовий ринок України – 2006. – № 4. – С. 14–17.

5. Hand D. J. Statistical classification methods in consumer credit/ D. J. Hand, W. E. Henley // Journal of the Royal Statistical Society. Series A. 1997. V. 160. P. 523-541.

6. Liu Y. New issues in credit scoring application./ Y. Liu // Arbeitsbericht 16/2001, Institut für Wirtschaftsinformatik, 2001.

7. Liu Y. A framework of data mining application process for credit scoring. / Y. Liu // Arbeitsbericht 01/2002, Institut fuür Wirtschaftsinformatik, 2002.

8. Liu Y. The evaluation of classification models for credit scoring. / Y.Liu // Arbeitsbericht02/2002, Institut fuür Wirtschaftsinformatik, 2002.

9. Thomas L. C. A survey of credit and behavioural scoring: forecasting financial risk of lending to consumers/ L. C. Thomas // International Journal of Forecasting. 2000. V. 16. p. 149-172.

10. Офіційний сайт українського банківського порталу. Електронний ресурс]. – Режим доступу: http://banker.ua.