

Ефимова С.А.

Днепропетровский национальный университет имени Олеса Гончара

УПРАВЛЕНИЕ ИННОВАЦИОННЫМ ПОТЕНЦИАЛОМ ПРЕДПРИЯТИЯ

Аннотация

Рассматриваются подходы к определению инновационного потенциала предприятия и основные его складовые. Выявлены основные задачи инновационного менеджмента. Исследуются проблемы управления инновационным потенциалом предприятия. Рассматривается процедура управления инновационным потенциалом и формирования инновационной стратегии предприятия. Предлагаются методические рекомендации по оценке и управлению инновационного потенциала.

Ключевые слова: инновационный потенциал, инновационная стратегия, устойчивое развитие, предприятие.

Efimova S.A.

Dnepropetrovsk National University named after O. Gonchar

INNOVATION POTENTIAL MANAGEMENT IN ENTERPRISE

Summary

Approaches to determining the innovative potential of the company and its main components. Identifying the main tasks of innovation management. The problems of innovation potential management in enterprise are investigated. The procedure of innovative strategy formation at the enterprise is and of innovation potential management. Some systematic recommendations to evaluate innovation potential are proposed and innovation potential management.

Keywords: innovation potential, innovation strategy, sustainable development, enterprise.

УДК 336.7

МЕТОДИ ОЦІНКИ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКА В БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВАХ

Жуковська О.А., Мойсенкова Д.А.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут»

Сучасна економічна ситуація в країні спричинила зростання кредитних ризиків, пов'язаних з неповерненнями кредитів. Одним із способів зниження кредитних ризиків є застосування скорингових технологій, що дозволяють швидко оцінювати кредитоспроможність потенційних позичальників, на основі їх анкетних даних і кредитних історій. Тому в статті було розглянуто основні види скорингу, що використовуються в сучасній банківській системі. Проведено аналіз скорингових моделей, на основі якого було виявлено переваги та недоліки кожної. Та було запропоновано найоптимальнішу скорингову модель, яка включає в оцінку ще й зовнішні характеристики.

Ключові слова: оцінка кредитоспроможності, скоринг, скорингові моделі, Application – скоринг, Behavioral – скоринг.

Постановка проблеми. У нинішній час банківська сфера є невід'ємною частиною економіки. Саме завдяки розвитку банківської системи фізичні та юридичні особи можуть брати кредити на більш вигідних умовах. Однак разом зі збільшенням попиту та пропозиції на позичковий капітал більш гостро постає питання адекватної оцінки кредитоспроможності потенційних позичальників.

На даний момент для оцінки кредитоспроможності фізичних осіб дуже широко використовується кредитний скоринг – математична модель оцінки кредитного ризику, яка на основі аналізу набору характеристик позичальника дозволяє визначити його спроможність повернути кредит. Точність оцінки важлива, тому найчастіше в банках використовують декілька скорингових моделей, що охоплюють різні набори характеристик. Тому набуває актуальності більш детальне вивчення методів оцінки кредитоспроможності позичальника та методів поєднання цих моделей.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Про актуальність даного напрямку досліджень та засто-

сування скорингу для оцінки кредитоспроможності позичальника свідчить зацікавленість ним серед вітчизняних та зарубіжних вчених. Провідне місце серед них належить західним науковцям, зокрема варто відмітити наступних науковців: С. А. Брю, Э. Гілла, Дж. К. Гелбрейта, Е. Дж. Доллана, Дж. М. Кейнса, Р. Котгер, К. Р. Макконелла, Е. Ріда, Е. Роде, П. Самуельсона, Р. Сміта, М. Шрайнера, М. Фрідмена, Л. Харріса. Велику цінність представляють собою дослідження зарубіжних вчених щодо проблем кредитування в умовах ринкової економіки. Це наукові праці М. Шрайнера, Д. Дюринга, Е. Альтмана та інших. Розгляд цих праць виявило необхідність систематизувати існуючий процес прийняття остаточного кредитного рішення в ситуації протиріч, коли коли рішення скорингових моделей банку відрізняються.

В вітчизняній літературі розглянуті лише окремі питання кредитування. Найбільш відомі з них є роботи таких вчених, як З. В. Атласа, М. С. Атлас, Н. И. Валенцевої, В. С. Геращенко, В. А. Зайденварга, В. С. Захарова, Ю. І. Кашина, Л. И. Количева,

Р. В. Корнєвої, Л. Н. Красавиної, О. І. Лаврушина та інших авторів.

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. За даними Центробанку, частка проблемних кредитів на даний момент складає близько 15 відсотків, а міжнародні спостерігачі кажуть про цифру в два рази більшою. Більше того, високий відсоток неповернень спричиняє підвищення процентних ставок за кредитами, що, в кінцевому рахунку, відображається на користувачах кредитних продуктів, а саме знижує доступність кредитів. У даному випадку професіоналізм управління ризиками у сфері роздрібного кредитування стає найімовірнішим значущим елементом збільшення конкурентоспроможності організації в сегменті банківських послуг.

Тому в даній роботі розглянуті найпоширеніші скорингові моделі, що використовують різні набори даних, що веде більш широкою оцінці позичальника. Та запропоновано найоптимальнішу скорингову модель.

Мета статті. Головною метою цієї роботи є аналіз скорингових моделей, що використовуються для аналізу кредитоспроможності майбутнього позичальника, та виділення найбільш оптимальної моделі для оцінки клієнта.

Виклад основного матеріалу. Завдання кредитного скорингу полягає у автоматизованому прийнятті рішень щодо видачі кредитів. В залежності від типу вхідних даних про потенційного позичальника, що використовуються для аналізу кредитоспроможності, скоринг поділяється на 4-ри типи:

1) Application – скоринг (кредитний скоринг) – оцінка кредитоспроможності позичальників, що звернулися щодо отримання кредиту, по вказаним у анкеті даним на кредит. Це основний бар'єр для багатьох потенційних позичальників. Якщо по результатам цієї оцінки клієнт не набрав необхідну кількість балів, то йому відмовляють у кредиті або пропонують інші умови. Найчастіше, це підвищення відсоткової ставки або зменшення суми кредиту.

2) Fraud – скоринг (скоринг шахрайства) – це скоринг, спрямований на виявлення можливих шахраїв серед осіб, які претендують на отримання кредиту або вже існуючих клієнтів-позичальників. Цей тип скорингу, як правило, використовується разом з application- і behavioral скорингом для більш детального аналізу позичальників. Скоринг шахрайства у вітчизняній практиці часто іменується перевіркою благонадійності потенційного позичальника, і, як показує практика, його актуальність для українського ринку досить велика. За даними ряду вітчизняних банків відверте шахрайство складає до 10% від усіх неплатежів.

3) Collection – скоринг – визначення пріоритетних напрямків роботи з неблагонадійними позичальниками. Тобто це робота з простроченими заборгованостями. У випадку затримки виплат по кредиту, банк починає працювати з позичальником, нагадуючи йому про необхідність погашення кредиту. Чим довша затримка з виплатами, тим більш наполегливо веде себе банк. Так продовжується до тих пір, як за справу не візьметься колекторські агентства або суд. Досвід показує, що значну частину заборгованості, в ході цієї роботи, вдається ліквідувати. Наприклад, згідно з результатами ряду досліджень, близько 40% всіх неплатежів припадає на забудькуватих позичальників, які без жодного наміру забувають внести платіж за кредитом і «виправляються» після перших нагадувань.

4) Behavioral – скоринг (поведінковий скоринг) – динамічна оцінка очікуваної поведінки клієнта, за-

снована на даних про історію трансакцій по його рахункам, та використовується для попередження виникнення заборгованості. Методи поведінкового скорингу дозволяють швидко і якісно оцінити динаміку змін індивідуального кредитного рахунку позичальника і кредитного портфеля в цілому. Моделі, що використовуються для цього завдання, дозволяють спрогнозувати зміну платоспроможності позичальника, визначити оптимальні ліміти по кредитній карті і т.д. Наприклад, на підставі поведінки позичальника за попередні п'ять місяців можна спрогнозувати його поведінку в наступні два місяці. В Україні цей тип скорингу практично не використовують, причому не стільки в силу відсутності необхідності, скільки через відсутність скорингових систем, здатних на це [6].

Особливу увагу заслуговують методи, що використовуються в Application- і Behavioral-скорингу, що можуть використовуватися як окремо одна від другої, так і безлічі комбінацій:

1) методи статистики (дискретний аналіз, лінійна регресія, логістична регресія, дерева класифікацій);

2) методи дослідження операцій (лінійне програмування, нелінійна оптимізація);

3) методи штучного інтелекту (нейронні мережі, експертні системи, генетичні алгоритми, метод найближчого сусіда, логіко – ймовірнісні методи, байєсівські мережі).

Використання статистичних методів зводиться до побудови правила класифікації, що ґрунтується на лінійній скоринговій функції. При цьому використовуються різноманітні підходи [8].

Байєсівський підхід. Припустимо, що відомі наступні функції та величини:

- p_G – частка «гарних» клієнтів, $p_B = 1 - p_G$ – частка «поганих» клієнтів;

- $p(x|G)$, $p(x|B)$ – ймовірність того, що відповідно «гарний» і «поганий» клієнт дадуть відповіді x ;

- L – втрати від того, що «гарний» клієнт буде класифікований як «поганий»;

- D – втрати в випадку дефолту, тобто від класифікації «поганого» клієнта як «гарного».

Згідно формулі повної ймовірності можна визначити $p(x) = p(x|G)p_G + p(x|B)p_B$ – ймовірність того, що клієнт надасть відповіді x , і потім за теоремою Байєса знайти

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

тобто ймовірності того, що клієнт з відповідними відповідями буде «гарним» чи «поганим».

Середні втрати в підрахунках на одного клієнта становить

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

і є мінімальним при виборі

$$A_G = \{x | Dp(x|B)p_B \leq Lp(x|G)p_G\}.$$

Якщо припустити нормальність розподілу $p(x|G)$, $p(x|B)$ з загальною коваріаційною матрицею, то отримуємо лінійне правило

$$A_G = \{x | w_1x_1 + \dots + w_nx_n > c\}.$$

Таке правило фактично означає, що кожному набору відповідей x присвоюється «рахунок» $s(x)$ за формулою $s(x) = w_1x_1 + \dots + w_nx_n$, і означає, що $s(x)$ містить достатньо інформації для класифікації класів клієнтів. Таким чином, розмірність задачі зменшується з n , з розподілами $p(x|G)$, $p(x|B)$, до 1 з розподілами $p(s|G)$, $p(s|B)$. Знаходження правила класифікації зводиться до пошуку оптимальної межі з із задачі оптимізації

$$L \sum_{s < c} p(s|G)p_G + D \sum_{s \geq c} p(s|B)p_B \rightarrow \min.$$

Множинна регресія. Інший спосіб отримати лінійну скорингову функцію – використовувати одну із різновидів лінійної регресії. В простому випадку визначається залежна змінна Y , що приймає значення 1 в випадку «гарного» клієнта та 0 в випадку «поганого», і потім використовується метод найменших квадратів для знаходження ваг w_i , що забезпечує найкращі передбачення значення Y .

При використанні лінійної регресії фактично відбувається спроба зв'язати ймовірність дефолту p зі значеннями відповіді на питання лінійної функції

$$p = w_0 + w_1X_1 + \dots + w_nX_n.$$

Тут є очевидна невідповідність: ліва частина представляє собою ймовірність і повинна вимірюватися від 0 до 1, тоді як права може приймати будь-які значення. Для подолання цієї проблеми, значення ймовірності замінюється деякою функцією від неї, так щоб ця функція була монотонною та приймала всі значення.

Логістична регресія замінює ймовірність дефолту на логарифм шансів дефолту:

$$\log\left(\frac{p}{1-p}\right) = w_0 + w_1X_1 + \dots + w_nX_n = s(X).$$

Таким чином, «рахунок» пов'язаний тут не з вірогідністю дефолту $p(B|x)$, а з відношенням $p(B|x)/p(G|x)$:

$$s(x) = \log \frac{p(B|x)}{p(G|x)}.$$

Іншим прикладом є пробіт-аналіз:

$$\Phi^{-1}(p) = w_0 + w_1X_1 + \dots + w_nX_n,$$

де $\Phi^{-1}(p)$ – функція стандартного нормального розподілу.

Дискримінантний аналіз. Використовуючи лінійні скорингові функції, можна оцінити ймовірність належності клієнта точу чи іншому класу, визначивши

$$S_1(x) = w_0^1 + w_1^1X_1 + \dots + w_n^1X_n,$$

$$S_2(x) = w_0^2 + w_1^2X_1 + \dots + w_n^2X_n,$$

$$S_m(x) = w_0^m + w_1^mX_1 + \dots + w_n^mX_n.$$

Далі необхідно просто вибрати той клас, котрому відповідає найбільший рахунок. В випадку двох класів, це дає ту ж відповідь, що й лінійна регресія.

Лінійне програмування. Ще один спосіб отримати лінійну скорингову функцію полягає в використанні лінійного програмування. Нехай є набір даних, що включають в себе відповіді на питання x_{1m}, \dots, x_{im} , для кожного із N клієнтів і індикатори наявності дефолту Y_i . Ідеально було б знайти лінійну функцію $s(x)$, яка повністю розділяла «гарних» і «поганих» клієнтів. Однак, так як це звичайно неможливо, будемо шукати $s(x)$ з міркувань мінімізації помилки a :

$$\begin{cases} a_1 + \dots + a_N \rightarrow \min, \\ w_1x_{i1} + \dots + w_mx_{im} \geq c - a_i, Y_i = 0, \\ w_1x_{i1} + \dots + w_mx_{im} \leq c + a_i, Y_i = 1, \\ a_i \geq 0. \end{cases}$$

Тут мінімізація відбувається по змінним $(w_1, \dots, w_n, c, a_1, \dots, a_N)$. Можна також мінімізувати максимально можливу помилку, замінив все a_i на одну змінну a .

Переваги методу лінійного програмування складається з можливості включити в програму додаткові обмеження. Наприклад, якщо кредитний продукт спрямований на людей молодого віку, можна зробити додаткове обмеження на відповідну вагу $w_i \geq w_i^0$, так що скорингова функція буде віддавати перевагу людям цього віку.

Генетичні алгоритми представляють собою метод оптимізації, що не накладає стандартних обмежень на цільову функцію (гладкість, випуклість і т.д.). В використанні до задач скорингу генетичний алгоритм складається в генерації початкової множини скорингової функції, з наступним використанням до функцій з цього набору операцій «схрещування» і «мутації», а також виключенням найменш придатних функцій.

Дерева класифікації (рекурсивні алгоритми розбиття), на відміну від попередніх методів, не призначені для побудови скорингової функції, вони послідовно поділяють клієнтів на групи згідно однієї змінної так, щоб ці групи максимально можливо відрізнялися за величиною кредитного ризику. Даний процес триває до моменту, поки групи, що залишилися, не стають настільки малі, що наступне розбиття не призведе до значущих статистичних відмінностей у рівні ризику. Далі кожному «листу» дерева приписується певна категорія клієнтів (також йому може відповідати не певна категорія, а своя лінійна регресійна модель, що дозволяє спочатку грубо розділяти клієнтів на основні групи (рис. 1), а потім для кожної групи використовувати регресійну модель).

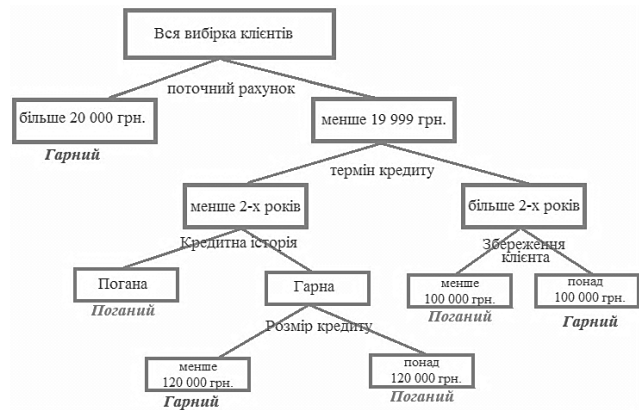


Рис. 1. Дерево класифікацій

На першому кроці ділення вибірки прецедентів на сегменти проводиться на основі найголовнішого чинника. На другому і наступних кроках, щодо кожного з отриманих раніше сегментів, процедура повторюється до тих пір, поки ніякий варіант подальшого дроблення не приведе до істотної розбіжності між співвідношенням позитивних і негативних прецедентів у нових сегментах. Кількість розгалужень (сегментів) на кожному кроці – вибирається автоматично.

Random forest (випадковий ліс) – алгоритм машинного навчання, запропонований Лео Брейманом і Адель Катлер, що полягає у використанні комітету (ансамблю) дерев класифікацій. Алгоритм застосовується для задач класифікації, регресії і кластеризації.

Алгоритм навчання класифікатора: нехай навчальна вибірка складається з N прикладів, розмірність простору ознак дорівнює M , та заданий параметр t (в задачах класифікації зазвичай $t \approx \sqrt{M}$).

Усі дерева комітету будуються незалежно одне від одного за такою процедурою:

1. Згенеруємо випадкову підвибірку з повторенням розміру N з навчальної вибірки. (Таким чином, деякі приклади потраплять у неї кілька разів, а приблизно $N/3$ прикладів не ввійдуть до неї взагалі).

2. Побудуємо дерево прийняття рішень, що класифікує приклади даної підвибірки, причому в ході створення чергового вузла дерева будемо вибирати

ознаку, на основі якої буде проводитися розбиття, не з усіх M ознак, а лише з t випадково вибраних.

Вибір найкращого з цих t ознак може здійснюватися різними способами. В оригінальному коді Бреймана використовується критерій Гіні. У деяких реалізаціях алгоритму замість нього використовується критерій приросту інформації. Дерево будується до повного вичерпання підвибірки.

Класифікація об'єктів проводиться шляхом голосування: кожне дерево комітету відносить класифікований об'єкт до одного з класів, і перемагає клас, за який проголосувало найбільша кількість дерев.

Оптимальна кількість дерев підбирається таким чином, щоб мінімізувати помилку класифікатора на тестовій вибірці. У разі її відсутності, мінімізується оцінка помилки out-of-bag: частка прикладів навчальної вибірки, що неправильно класифіковані комітетом, якщо не враховувати голоси дерев на прикладах, що входять до їх власної навчальної підвибірки.

Переваги цієї моделі:

- висока якість одержуваних моделей, порівнянне з *SVM* і краще, ніж у нейронних мереж;
- здатність ефективно обробляти дані з великим числом ознак і класів;
- нечутливість до масштабування (і взагалі до будь-яких монотонних перетворень) значень ознак;
- однаково добре обробляються як безперервні, так і дискретні ознаки;
- існують методи побудови дерев за даними з пропущеними значеннями ознак;
- існують методи оцінювання значущості окремих ознак в моделі.

Недоліки:

- алгоритм схильний до перенавчання на деяких завданнях, особливо на завданнях, де багато шуму;
- велика кількість отримуваних моделей. Потрібно $O(NK)$ пам'яті для зберігання моделі, де K – кількість дерев [4].

Метод найближчого сусіда (англ. *k-nearest neighbor algorithm, kNN*) – метод автоматичної класифікації об'єктів. Основним принципом методу найближчих сусідів є те, що об'єкт присвоюється до того класу, який є найбільш поширеним серед сусідів даного елемента. *kNN* – приклад підходу «ледачого навчання», коли навчання зводиться до додавання нових випадків в базу даних. Обирається метрика на просторі даних, яка використовується для знаходження найближчих історичних анкетних даних до даних нового клієнта. Клієнт класифікується залежно від того, до якого класу належить більшість його сусідів по обраній метриці (рис. 2).

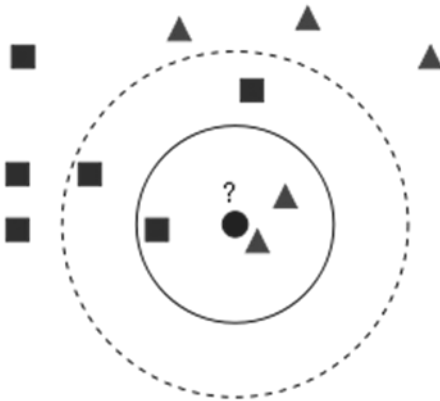


Рис. 2. Графічне представлення роботи методу *kNN*

Проблема вибору метрики – найскладніша з усіх проблем. У практичних завданнях класифі-

кації рідко зустрічаються такі «ідеальні випадки», коли заздалегідь відома хороша функція відстані $\rho(x, x')$. Якщо об'єкти описуються числовими векторами, найчастіше беруть евклідову метрику. Цей вибір, як правило, нічим не обґрунтований – просто це перше, що спадає на думку. При цьому необхідно пам'ятати, що всі ознаки повинні бути «в одному масштабі», а найкраще – нормованими. В іншому випадку ознака з найбільшими числовими значеннями буде домінувати в метриці, інші ознаки, фактично, тобто враховуватися не будуть. Однак і нормування є вельми сумнівною евристиком, так як залишається питання: «невже всі ознаки однаково значущі і повинні враховуватися приблизно з однаковою вагою?».

Якщо ознак занадто багато, а відстань обчислюється як сума відхилень за окремими ознаками, то виникає наступна проблема: суми відхилень великого числа з великою ймовірністю мають дуже близькі значення (відповідно до закону великих чисел). Виходить, що в просторі високої розмірності всі об'єкти приблизно однаково далекі один від одного; вибір k найближчих сусідів стає практично довільним. Проблема вирішується шляхом відбору відносно невеликого числа інформативних ознак (features selection). В алгоритмах обчислення оцінок будується безліч різних наборів ознак (т.зв. опорних множин), для кожного будується своя функція близькості, потім по всіх функціях близькості проводиться голосування.

Переваги методу – простота навчання моделі: при надходженні нових даних їх додають до існуючих, а по закінченні часу старі дані видаляють враховуючи зміну ситуації з часом.

Недолік – необхідність повного перегляду бази даних для класифікації нового клієнта (що може займати досить багато часу в разі великих обсягів інформації, скажімо, більш $10^5 - 10^6$ записів). Крім того, вибір гарної метрики також є нетривіальним завданням, і якщо проводити його на основі історичних даних, то втрачається основна приваблива властивість алгоритму – відсутність необхідності попереднього аналізу даних та побудови моделі [6].

Нейронні мережі – це математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації та функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Це поняття виникло при вивченні процесів, що протікають в мозку, і при спробі змодельювати ці процеси. Першою такою спробою були нейронні мережі Маккалок і Питтса. Згодом, після розробки алгоритмів навчання, одержувані моделі стали використовувати в практичних цілях: в задачах прогнозування, для розпізнавання образів, в задачах управління та ін.

Штучні нейронні мережі представляють собою систему з'єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів). Такі процесори зазвичай досить прості. Кожен процесор подібною мережі має справу тільки з сигналами, які він періодично отримує, і сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. І, тим не менш, будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості процесори разом здатні виконувати досить складні завдання.

Нейронні мережі не програмуються в звичному сенсі цього слова, вони навчаються. З математичної точки зору, навчання нейронних мереж – це багатопараметрична задача нелінійної оптимізації. Можливість навчання – одне з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. З технічної точки зору, навчання полягає в

знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. У процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними даними і вихідними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що в разі успішного навчання мережа зможе повернути вірний результат на підставі даних, які були відсутні в навчальній вибірці, а також неповних та/або «зашумлених», частково перекручених даних.

Нейронні мережі можуть розглядатися в якості методу нелінійної регресії. Однак вони частіше застосовуються для скорингу юридичних осіб, ніж для скорингу приватних осіб. Нейронна мережа дозволяє обробляти прецеденти навчальної вибірки з більш складним видом сегментів.

Хоча нейронна мережа не призводить до побудови скорингової карти в її класичному табличному вигляді, але легко можна отримати аналог скоринг-балів і для цього методу. В якості скоринг-бала може виступати, наприклад, емпірично розрахована частка позитивних прецедентів в сегменті. І тоді завдання розрахунку скоринг-бала апліканта рівносильна задачі віднесення апліканта до одного з побудованих сегментів, що й робиться в результаті застосування побудованих скорингових алгоритмів до нового апліканта.

Недоліком нейронних мереж є те, що ваги зв'язків, визначені в результаті навчання, не мають ніякої інтерпретації в термінах кредитного ризику. Отже, практично неможливо пояснити пророкування, отримане з допомогою нейронної мережі, а також провести аналіз чутливості, щоб виділити найбільш значущі параметри.

Байєсовські мережі дозволяють представити багатомірні розподіли $p(x|G)$, $p(x|B)$ в вигляді комбінацій декількох більш низької розмірності. Про цьому в ході побудови моделі можуть бути враховані причинно-наслідкові зв'язки (дякуючи чому вони широко розповсюджені в таких областях як медична діагностика, пошук технічних несправностей і т.д.).

Перевагою цього методу є можливість виводу по неповним даним. Якщо інформація про потенційного позичальника не є повною, то алгоритм виводу виявить ймовірність дефолту, базуючись лише на доступних даних.

Байєсовський підхід також дозволяє відносно легко виконувати інтеграцію системи апостеріорного скорингу з іншими використовуваними моделями, зокрема, з системою апріорного скоринга, щоб врахувати зміни в розподілі дефолтів, пов'язаних зі змінами економічної ситуації [4].

Логіко-ймовірнісний підхід ґрунтується на поєднанні методів математичної логіки та теорії ймовірності. Цей підхід можна розглядати як спеціальний вид нелінійної регресії. В якості параметрів моделі тут виступають ймовірності дефолту, пов'язаного з тією чи іншою відповіддю на питання в анкеті. Оцінювальна величина – вірогідність дефолту. Для ідентифікації значень параметрів використовується спеціально адаптований алгоритм оптимізації [4].

Якщо розглядати поведінковий скоринг (Behavioral-скоринг), то виділять такі методи:

1) методи, подібні кредитному скорингу – класифікація клієнтів в залежності від їх попередньої поведінки (фактично, це ой же кредитний скоринг, тільки в анкеті окрім даних про позичальника додано опис його поведінки);

2) статистичні моделі, що не мають ціль пояснити природу тої чи іншої поведінки позичальника, а лише апроксимують наглядну поведінку. Тут переважають моделі, що базуються на марковських ланцюгах. Останні можуть бути використані як для моделювання поведінки одного позичальника, так і для оцінки втрат портфелю кредитів в цілому;

3) структурні моделі, що описують динаміку кредитоспроможності і репутацію позичальника. Доступні статистичні дані використовуються для оцінки параметрів моделі [6].

Зрозуміло, що кожне рішення з цих моделей буде трохи відрізнятися одне від одного, адже набір характеристик, які найбільш тісно пов'язані з ймовірністю неповернення кредиту у заданий термін, буде відрізнятися в залежності від національних, економічних та соціально-культурних особливостей [1]. Для більш однорідної групи клієнтів, на основі якої розробляється модель, прогнозування дефолту буде точнішим. Крім цього очевидно, що неможна переносити модель з однієї країни до іншої або з одного банку в інший. Навіть в межах одного банку рекомендується будувати різні моделі для різних груп клієнтів та різних видів кредитів [2].

Тому для створення ефективних скорингових моделей доцільно використати ідею МГУА (метод групового врахування аргументів) [3], головна відмінність якого від класичних методів, є поділ наявних спостережень на дві вибірки: навчальну, за якою проводиться ідентифікація моделей структури логістичної регресії, і контрольну, що забезпечує визначення оптимального набору характеристик x_i , $i = \overline{1, n}$, тобто побудову моделі оптимальної складності з точки зору зовнішнього критерію.

Висновки і пропозиції. Кредитний ризик є невід'ємною складовою банківських ризиків і займає домінуюче становище в системі банківських ризиків. На сьогоднішній день існує багато способів мінімізації кредитного ризику. Одним із них є оцінка кредитоспроможності позичальника, яка здійснюється за допомогою скорингових систем, що спеціально розробляють для підвищення ефективності прийняття рішень щодо кредитних угод.

На даний час розробники скорингових систем прагнуть використати в своїх продуктах всі види скорингу. Також надається можливість реалізувати скорингові системи різними способами від незалежного програмного додатку до комплексного інтегрованого рішення. Сучасні скорингові системи у своїх розрахунках використовують різні методи, починаючи з математичних моделей, дерев рішень і до різного роду експертних систем.

У даний роботі було здійснено огляд сучасних скорингових моделей, та було запропоновано одну з найоптимальніших моделей, яка включає в себе зовнішні фактори.

Список літератури:

1. Чернов В. А. Анализ коммерческого риска. – М.: Финансы и статистика, 2006. – 128 с.
2. Олексієнко С. Управління ризиками в системі банківського менеджменту // Банківська справа, № 2, 2007. – С. 24-31.
3. Ивахненко А. Г., Мюллер И. А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. – К.: Техника, 1984. – 350 с.
4. Кім Дж. О. Факторний, дискримінантний і кластерний аналіз / Дж. О Кім, Ч. У. Мюллер. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 215 с. – 35000 пр. – ISBN 5-8135-0145-2.
5. Жуковская О. А. Интервальные модели принятия коллективных решений в конфликтных ситуациях // Международная конференция «Проблемы управления и приложения». Минск, 2005. – 32 с. – 1000 экз. – ISBN 5-215-01358.

6. Челноков В. А. Деньги, кредит, банки: учеб. пособие / В. А. Челноков. – М.: ЮНИТИ: ЮНИТИ-ДАНА, 2005. – 366 с. – Библиогр.: с. 362. – 30000 экз. – ISBN 5-238-00817-1.

Жуковская О.А., Мойсеенкова Д.А.

Национальный технический университет Украины
«Киевский политехнический институт»

МЕТОДЫ ОЦЕНКИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ЗАЕМЩИКА В БАНКОВСКИХ УЧРЕЖДЕНИЯХ

Аннотация

Современная экономическая ситуация в стране привела к росту кредитных рисков связанных с невозвратом кредитов. Одним из способов уменьшения кредитных рисков является использование скоринговых стратегий, которые позволяют быстро оценить кредитоспособность потенциального клиента, на основе его анкетных данных и кредитной истории. Поэтому в статье рассмотрены основные виды скоринга, которые используются в современной банковской системе. Был проведен анализ скоринговых моделей, на основе которого были выявлены преимущества и недостатки каждой из них. Так же было предложено самую оптимальную модель скоринга, которая включает в оценку и характеристики внешней среды.

Ключевые слова: оценка кредитоспособности, скоринг, скоринговые модели, Application – скоринг, Behavioral – скоринг.

Zhukovska O.A., Moiseienkova D.A.

National Technical University of Ukraine
«Kyiv Polytechnic Institute»

FINANCIAL PERFORMANCE AND FORECASTING FINANCIAL STABILITY OF THE ENTERPRISE

Summary

The current economic situation caused the growth of credit risk associated with the loan defaults. One way to reduce credit risk scoring is the use of technologies to quickly assess the creditworthiness of potential borrowers based on their personal data and credit history. Therefore, the article outlined the main types of scoring used in the modern banking system. The analysis of modern scoring models on which it was discovered the advantages and disadvantages of each. But it offered the most appropriate scoring model that includes also external factors evaluation.

Keywords: credit scoring, scoring, scoring models, Application – scoring, Behavioral – scoring.

УДК 332.1

МІЖРЕГІОНАЛЬНЕ СПІВРОБІТНИЦТВО: ТЕРМІНОЛОГІЧНИЙ АСПЕКТ

Заблодська І.В.

Луганська філія

Інституту економіко-правових досліджень

Національної академії наук України

Ахромкін Є.М.

Східноукраїнський національний університет імені Володимира Даля

У статті визначено сутність міжрегіонального співробітництва, визначено його учасників, принципи, сфери, форми та етапи. Встановлено умови припинення міжрегіонального співробітництва. Визначено сутність та види інфраструктури міжрегіонального співробітництва.

Ключові слова: міжрегіональне співробітництво, терміни, інфраструктура.

Постановка проблеми. Сучасні виклики, що постають перед Україною, зумовлюють необхідність пошуку нових форм та підходів до управління регіональним розвитком. Ефективність реалізації державної регіональної політики в сучасній Україні залежить від використання відповідних організаційно-правових форм, що стимулюють громадську й економічну активність, розвивають і підтримують підприємницьку ініціативу на рівні

регіонів України для вирішення нагальних соціально-економічних проблем. У цьому зв'язку, на перше місце виходить використання міжрегіонального співробітництва, яке сприяє розвитку внутрішнього ринку, посилює економічну та соціальну єдність країни, підвищує ефективність використання спільних природних ресурсів та виступає альтернативою конкуренції. Вона, на відміну співробітництва, сприяє суперництву між суб'єктами ринкової