

## ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДОЛОГІЇ РОЗРОБКИ СКОРИНГОВИХ КАРТ ДЛЯ АНАЛІЗУ РИЗИКІВ АВТОКРЕДИТУВАННЯ

Н. В. Кузнєцова

*Навчально-науковий комплекс «Інститут прикладного системного аналізу» Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

**Анотація.** *Наведено теоретичні засади розробки скорингових карт на основі впроваджених у банках скорингових моделей та основні етапи їх побудови і застосування. На прикладі аналізу кредитів на купівлю автомобілів показано, як розробляти скорингові карти для автоматизації процесу розгляду кредитних заявок та підвищення обґрунтованості прийняття рішень по кредитних заявках.*

**Ключові слова:** *скорингові карти, скорингові моделі, поріг відсікання, автокредити, відхилені заявки.*

### Вступ

Розвиток сучасних технологій спонукає банківську систему до впровадження нових електронних сервісів обслуговування, які б надавали клієнтам можливість виконувати операції з коштами за лічені хвилини. Це стосується всіх операцій, які клієнти виконують з власними грошима: переказами, оплатою послуг, тощо, і зрозуміло, що виникає необхідність пришвидчити і процес розгляду кредитних заявок. Якщо декілька років тому банки могли розглядати кредитні заявки до місяця, то велика конкуренція на ринку кредитних послуг та необхідність у клієнтів отримання позик якомога швидше спонукає банки до максимальної автоматизації всіх процесів обробки вхідних анкет-запитів клієнтів, передачі інформації, оцінювання клієнтів та параметрів позики і надання автоматичної відповіді щодо видачі кредиту. Наразі дедалі актуальним стає використання скорингових моделей [1], більше того, з 2017 року це вже стає жорсткою і обов'язковою вимогою НБУ до всіх без виключення банків, що працюють на ринку з кредитними позиками. Якщо для певних кредитних продуктів, наприклад кредитування нерухомості, допускається подовжений період розгляду кредитних заявок, то для споживчих кредитів, кредитів у торгових мережах при купівлі побутової техніки цей процес має бути налагоджений настільки, щоб клієнт міг здійснити купівлю товару протягом години. Для цього банками передбачається використання спеціальних інформаційних технологій (власних розробок або флагманів у сфері аналізу даних) [2], які, крім побудови скорингових моделей, надають можливості швидкого обрахунку сукупного балу для кожного клієнта залежно від його персональних характеристик

та параметрів продукту [3, 4]. Цей процес автоматизується на робочих місцях обслуговування клієнтів за рахунок використання спеціальних розроблених скорингових карт під кожний тип кредитного продукту. В даній статті будуть висвітлені основні етапи розробки скорингових карт, побудованих на основі скорингових моделей, та показана доцільність їх застосування на прикладі оцінювання банківських ризиків. Метою даною роботи є напрацювання рекомендацій для подальшої автоматизації процесу аналізу ризиків банківської діяльності за допомогою інформаційних технологій та скорингових систем.

### 1. Скорингові карти: основні поняття та правила формування

Кредитний скоринг — це система оцінювання кредитоспроможності особи, що ґрунтується на чисельних статистичних методах [1]. На основі певних соціально-демографічних та кредитних параметрів позичальника розробляють скорингову математичну модель оцінки повернення кредитів:

$$S = F(w^j, x_i^j), \quad (1)$$

де  $w^j$  — ваги параметрів  $x_i^j$ .

За скоринговою моделлю для кожного набору параметрів конкретного клієнта та кредитного продукту визначаються скорингові бали [5] і встановлюють відповідний поріг відсікання, вище якого заявку на кредит схвалюють, а нижче якого відхиляють:

$$score > Cut - off(ApprovalRateMin), \quad (2)$$

де  $score$  — скоринговий бал, обрахований за характеристиками позичальника та параметрами кредиту;

$Cut - off(ApprovalRateMin)$  — поріг відсікання, встановлений в банку, тобто мінімальне

значення скорингового балу для ухвалення кредитної заявки.

Формально існує декілька критеріїв для вибору оптимального порогу відсікання, наприклад на основі максимізації значення статистики Колмогорова–Смірнова, мінімізації вартості неправильної класифікації клієнтів, максимізації істинно позитивних випадків, максимізації точності, кумулятивної вигоди.

Для зручності роботи кредитних спеціалістів розробляють спеціальні скорингові карти, які є узагальненням скорингових оцінок (1), отриманих за існуючою статистикою у банку та експертних знань, що базуються на досвіді експертів в галузі кредитування та рекомендацій НБУ. *Скорингова карта* є візуальним представленням роботи логічних алгоритмів побудови скорингових моделей. Серед методів для побудови скорингових карт, зокрема, використовуються: логістична регресія, нейронні мережі, дерева рішень, мережі Байеса, нечіткі підходи, тощо [1, 5]. Скорингова карта є модифікацією експертного підходу, де в функції експертних оцінок використовуються скорингові бали, обчислені за допомогою скорингових моделей наступним чином:

$$\begin{aligned} score &= \log(odds) \cdot factor + offset = \\ &= -\left(\sum_{j,i=1}^{k,n} (woe_j \cdot \beta_i) + a\right) \cdot factor + \\ &+ offset = -\left(\sum_{j,i=1}^{k,n} (woe_j \cdot \beta_i + \frac{a}{n})\right) \cdot \\ &\cdot factor + offset = \sum_{j,i=1}^{k,n} \left(-\left(woe_j \cdot \beta_i + \frac{a}{n}\right) \cdot \right. \\ &\left. \cdot factor + \frac{offset}{n}\right), \end{aligned} \quad (3)$$

де  $\beta_i$  – коефіцієнти регресії;

$woe_j$  – оцінки WOE для атрибутів моделі;

$n$  – кількість характеристик в моделі;

$a$  – відрізок, що відсікається на осі логістичної регресії;

$k$  – кількість груп (атрибутів) для кожної характеристики.

Характеристика *WOE* визначає силу атрибутів змінної-характеристики у розділенні хороших і поганих випадків. Формально вона порівнює частку позитивних і негативних випадків для кожного рівня (інтервалу) значень атрибутів.

нює частку позитивних і негативних випадків для кожного рівня (інтервалу) значень атрибутів.

$$woe_j = \ln\left(\frac{Distr\ Good_i}{Distr\ Bad_i}\right). \quad (4)$$

На основі обчислених за формулою (4) значень WOE обраховується ще одна характеристика, так зване інформаційне значення або Information Value (IV). Інформаційне значення оцінює передбачувану силу характеристики, тобто здатність розділяти приклади на позитивні та негативні. Формально визначає предикативну силу характеристик і обчислюється за формулою

$$\begin{aligned} IV &= \sum_{i=1}^L (Distr\ Good_i - Distr\ Bad_i) \cdot woe = \\ &= \sum_{i=1}^L (Distr\ Good_i - Distr\ Bad_i) \cdot \\ &\cdot \ln\left(\frac{Distr\ Good_i}{Distr\ Bad_i}\right), \end{aligned} \quad (5)$$

де  $L$  – це кількість атрибутів (рівнів або проміжків) для даної характеристики.

Інформаційне значення завжди більше або дорівнює нулю і, зрозуміло, що чим більше, тим краще.

За результатами таких оцінювань формується таблиця скорингових балів, які обраховуються за кожною характеристикою клієнта та кредитного продукту залежно від реального значення, яке вони приймають, а потім підраховується сумарний скоринговий бал для кожного конкретного клієнта (рис. 1).

Наприклад, для змінної «age\_oldest\_tr» (давність останньої угоди) позичальник з угодою, що здійснюється менше ніж 41 місяць (3,5 роки) отримує 16 скорингових балів, від 41 до 123 – 23 бали, 143...196 – 27 балів, більше 196 – 32 бали, і у випадку пропущених значень (наприклад, не було жодної угоди) – 19 балів.

Аналогічно розподіляються скорингові бали залежно від значень, що приймають інші змінні. Таким чином, скорингова таблиця є зручним, наочним та універсальним інструментом, що дозволяє автоматизувати процес розгляду кредитних заявок та скоротити час розгляду та прийняття рішення щодо видачі кредиту.

		Group	Scorecard Points	Weight of Evidence	Event Rate BAD = 1	Percentage of Population	Coefficient
age_oldest_tr	age_oldest_tr < 41	1.00	18	-0.76	10.39	9.29	-0.32
	41 <= age_oldest_tr < 143	2.00	23	-0.19	6.14	38.64	-0.32
	143 <= age_oldest_tr < 196	3.00	27	0.22	4.18	19.57	-0.32
	196 <= age_oldest_tr	4.00	32	0.79	2.41	29.30	-0.32
	_MISSING_	5.00	19	-0.58	8.83	3.20	-0.32
bureau_score	_MISSING_	5.00	10	-0.65	9.41	4.77	-0.78
	bureau_score < 630	1.00	-1	-1.14	14.55	9.13	-0.78
	630 <= bureau_score < 662	2.00	9	-0.67	9.62	13.99	-0.78
	662 <= bureau_score < 723	3.00	29	0.21	4.20	38.23	-0.78
	723 <= bureau_score	4.00	58	1.47	1.23	33.89	-0.78
ltv	_MISSING_	5.00	-92	-4.01	100.00	0.01	-1.00
	ltv < 91	1.00	44	0.67	2.71	28.37	-1.00
	91 <= ltv < 102	2.00	26	0.04	4.97	30.82	-1.00

Рис. 1. Приклад скорингової карти

## 2. Методологічні аспекти розробки та впровадження скорингових карт

Розробка скорингових карт передбачає виконання певних вимог до вхідних даних, стандартів формування вибірок даних та обов'язкового набору учасників.

Ефективність використання розробленої скорингової карти суттєво залежить від наступних факторів:

- ✓ якість доступних даних;
- ✓ тип очікуваного результату, тобто двійковий («хороший»/«поганий») або неперервний (прибуток/збитки в доларах США);
- ✓ розмір доступних вибірок;
- ✓ платформа для впровадження (тобто чи можливе впровадження певної скорингової карти в системі обробки заявок);
- ✓ можливість інтерпретації результатів, наприклад зручність обслуговування бальної системи оцінки скорингових карт, побудованих на основі регресії;
- ✓ відповідність методології правовим нормам: зазвичай наглядові органи вимагають, щоб методи, що використовуються, були прозорими та просто пояснювались;
- ✓ можливість відслідковувати і діагностувати ефективність скорингових карт.

Для ефективної роботи під час розробки скорингових карт (СК) банк формує команду фа-

хівців для коректної розробки з урахуванням останніх аналітичних досліджень, використаням новітніх інформаційних технологій для основних напрямів діяльності банку [3]. Команда фахівців складається з розробника СК, ризик-менеджера продукту чи портфелю карт, менеджерів продукту, менеджерів операційної діяльності, керівника проекту, менеджерів інформаційних технологій, співробітників відділу управління ризиками та юридичного відділу. Кожен з них взаємодіє з іншими учасниками, узгоджує спірні питання з керівником проекту та передає інформацію розробнику скорингових карт.

### Послідовність розробки та впровадження скорингових карт

#### Етап 1. Підготовка і планування

- укладання бізнес-плану;
- визначення організаційних цілей та ролі скорингової карти;
- вибір між внутрішньою та зовнішньою розробкою і визначення типу скорингової карти;
- розробка плану проекту;
- визначення ризиків проекту;
- визначення складу учасників проектною групи та їх обов'язків.

#### Етап 2. Аналіз даних та параметрів проекту

- аналіз доступності і якості даних;
- збір даних для визначення параметрів проекту;

- визначення параметрів проекту;
- визначення показового періоду та «вікна вибірки»;
- визначення категорій поведінки (цілі);
- виключення;
- сегментація;
- методологія;
- перегляд плану впровадження.

*Етап 3. Створення бази даних для розробки моделі*

- формулювання вимог до вибірки;
- формування вибірки;
- збір та побудова навчальної вибірки;
- поправка на апріорні ймовірності (факторинг).

*Етап 4. Розробка скорингової карти*

- дослідження даних;
- визначення пропущених значень та викидів;
- виявлення кореляції;
- аналіз вихідних характеристик;
- створення попередньої скорингової карти;
- аналіз відхилених заявок;
- фінальний етап створення СК;

Обробка даних  
та їх  
очистка



Початковий аналіз  
характеристик  
(Known Good Bad)



Побудова попередньої  
скоркарти Scorecard

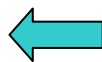


Аналіз відхилених заявок  
(Reject Inference)

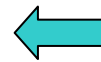


Початковий аналіз харак-  
теристик  
(All Good Bad)

Валідація



Побудова фінальної  
Scorecard



- визначення шкали скорингової карти;
- вибір скорингової карти;
- контроль скорингової карти.

*Етап 5. Управлінські звіти по СК*

- таблиця виграшу (gains tables);
- звіти по характеристиках.

*Етап 6. Впровадження скорингових карт*

- контроль перед впровадженням;
- розробка стратегії;
- скорингові стратегії;
- установка рівнів відсікання;
- правила кредитних політик;
- коригування.

*Етап 7. Дії після впровадження*

- звіти для моніторингу ефективності скорингових карт та кредитного портфелю;
- управлінські звіти по скорингових картах;
- звіти для моніторингу ефективності кредитного портфелю [5].

Послідовність розробки та налаштування скорингової карти представлено на рис. 2.



Рис. 2 Послідовність розробки скорингової карти

Початковий аналіз характеристик передбачає створення зв'язків на основі бізнес-логіки шляхом групування атрибутів, які перевищують мінімальний критерій інформативності. Альтернативний, суто статистичний підхід, передбачає встановлення тільки таких зв'язків, які збільшують інформативність чи інші показники.

Підхід, що бере до уваги особливості бізнесу, має перевагу з таких причин:

- Логічні зв'язки гарантують, що результуючі ваги після регресії будуть мати сенс. Також гарантується, що після присвоєння атрибу-

там балів в процесі створення скорингової карти ці бали будуть логічними (наприклад, люди більш старшого віку зазвичай набирають більше балів, ніж молодші).

- Логічні зв'язки забезпечують участь у процесі кінцевих користувачів та співробітників операційного відділу. Коли скорингова карта підтверджує накопичений різними підрозділами досвід, вона забезпечує більш високий рівень достовірності.

- Логічні зв'язки підтверджують бізнес-досвід, тому вони на крок попереду суто статис-

тичної оцінки. Це дозволяє використовувати бізнес-досвід для удосконалення прогнозного моделювання і робить модель більш придатною для бізнес-практики.

➤ Найважливіша роль процесу узагальнення зв'язків шляхом їх логічного групування – це зниження ризику перенавчання. В результаті не буде необхідності включати в модель кожен випадкову зміну даних, призначаючи необмежену кількість ваг незгрупованим атрибутам. Тепер можна ранжувати ризики і моделювати тренди. І застосовувати скорингову карту до вхідної популяції з певною еластичністю (є можливість деякої зміни в популяції) і забезпечити її стабільність протягом довшого періоду.

Існують спеціальні автоматичні засоби для розробки та обрахунку скорингових карт. Так, у інформаційній технології SAS Enterprise Miner існує спеціальна компонента Scorecard, яка відповідає за автоматичний розрахунок СК за результатами регресійної моделі, побудованої за даними початкової вибірки. Також вона надає сукупність звітів за статистичними показниками за якістю (предикативною здатністю) побудованої скорингової карти і дозволяє визначити оптимальний бал відсікання: діаграму розподілу скорингових балів (Score Distribution), таблицю зі статистикою за групами скорингових балів (Gains Table), групу звітів Strength, звіти про якість моделі: графік зі статистикою Колмогорова–Смірнова для різних балів відсікання показує предикативну точність моделі (ROC Plot), графік, що показує процентну кількість прогнозованих “дефолтів”, накопичених в сумі для різних балів відсікання (Captured Event Plot), табличний звіт зі статистичними показниками, що характеризують предикативну точність.

Для відбору найбільш значущих вхідних змінних в моделі використовуються коефіцієнти Gini та Information Value (IV), обчислені за формулою (5). Існують наступні правила для вибору найбільш впливових характеристик за інформаційним значенням (IV):

- ❖  $< 0,02$  – сила передбачення відсутня;
- ❖  $0,02 - 0,1$  – мала сила передбачення;
- ❖  $0,1 - 0,3$  – середня сила передбачення;
- ❖  $> 0,3$  – велика сила передбачення.

Для формування груп значень (групування) як критеріїв розбиття діапазону значень на групи використовуються коефіцієнти WOE, обчислені за формулою (4).

Для аплікаційного скорингу, на відміну від біхевіоріального, на етапі побудови скорингових карт застосовується етап аналізу відхилення заявок (Reject Inference), що передбачає доповнення існуючої навчальної вибірки за рахунок даних по

претендентах, яким було відмовлено у видачі кредиту, і водночас автоматично проводиться розмежування претендентів на позитивні та негативні випадки.

Для оцінки якості побудованої скорингової карти використовуються наступні характеристики: помилки першого та другого роду, ROC-крива або крива Лоренца, вартість неправильної класифікації (втрати внаслідок видачі кредитів "поганим" клієнтам та втрачені можливості внаслідок не видачі кредитів "добрим" клієнтам) тощо. Суттєвим на етапі розробки та у подальшому застосуванні СК карти є правильний вибір порогу відсікання моделі, тобто такої оцінки, яка сумарно розраховується по всіх характеристиках клієнта.

Етап валідації СК передбачає порівняння статистик для розроблених версій скорингових карт та порівняння розподілів позитивних та негативних випадків для розроблених версій, обрання кращої з них для подальшого використання. Особлива увага звертається на процент неправильної класифікації, «силу передбачення» СК – інформаційний критерій Акайке, Байєсовий критерій Шварца, статистику Колмогорова–Смірнова і т. ін.

Слід зазначити, що навіть після впровадження скорингової карти процес моніторингу ефективності скорингових карт продовжується, оскільки в процесі її роботи можуть зазнати змін фактори та характеристики, що були включені в СК, змінитися законодавство або ключові фактори оцінки. На практиці використання скорингових карт є ефективним інструментом для ризик-менеджерів, оскільки дає наочне представлення щодо рівня ризикованості того чи іншого клієнту чи продукту.

В деяких випадках є сенс встановити контрольні точки у відповідності з правилами кредитної політики. Наприклад, якщо політика компанії вимагає, щоб на розгляд передавались кредити з коефіцієнтом обслуговування більше 42%, то необхідно здійснити групування коефіцієнту обслуговування боргу і встановити поріг на рівні 42%. Перевага подібного групування полягає в тому, що воно мінімізує спотворення скорингової карти, викликане таким правилом кредитної політики, і дозволяє виділити клієнтів, на яких це правило впливає. Крім того, таке групування дозволяє перевірити існуюче представлення і ті правила політики, які діяли досі. Наприклад, воно дозволяє зрозуміти, чи має сенс встановлювати контрольну точку на рівні 42% або перенести її на більш високий рівень для збільшення диференціації рівнів.

Розглянемо застосування описаної вище методології розробки скорингових карт на реальному практичному прикладі.

### 3. Побудова скорингової карти для аплікаційного скорингу заявок за автокредитами

Нехай наявна інформація по автокредитам, які були видані банком протягом певного періоду та строк кредитування по яких закінчився, тобто наявна інформація-результат чи були такі кредити повернуті, чи ні. Вибірка складається з 5837 випадків та характеризується 22 змінними, такими як сума займу, рекомендована ціна виробника, реальна вартість авто, тривалість займу, вартість кредиту (Ltv), цільова змінна – чи був кредит повернутий чи ні, скоринговий бал, авто знаходиться в лізингу чи власне, дохід позичальника, кількість відкритих торгів, відновлювальна лінія, відновлюваний борг, кількість відновлюваних торгів, чи була машина у використанні, чи наступило банкрутство. У банку зберігається інформація про заявки, які були відхилені існуючою скоринговою моделлю. Слід запропонувати

нову СК, яка дозволить швидко автоматизувати процес видачі кредиту заявникам того ж типу кредиту (автокредиту, споживчого, іпотечного тощо). Спочатку розробляється СК на основі раніше використаної скорингової моделі, а потім вибірка доповнюється інформацією, що характеризує реальних позичальників, але не була врахована скоринговими моделями, оскільки додається вибірка відхилених заявок на автокредити. Це наближує модельовану вибірку і, відповідно, СК до реальних даних та конкретних клієнтів, оскільки клієнти, яким було видано кредити, можуть не відображати особливості і характеристики популяції в цілому. До того ж, це дозволяє врахувати інформацію, яка могла бути втрачена через відхилення заявок, що могли бути заявками добросовісних клієнтів. Додаючи інформацію з відхилених заявок, слід враховувати статистичну інформацію банку, тобто долю кредитів, що не були видані, адже в іншому випадку можливе спотворення вибірки в бік відхилених заявок. Весь процес аналізу та побудови нової СК представлений на рис. 3.

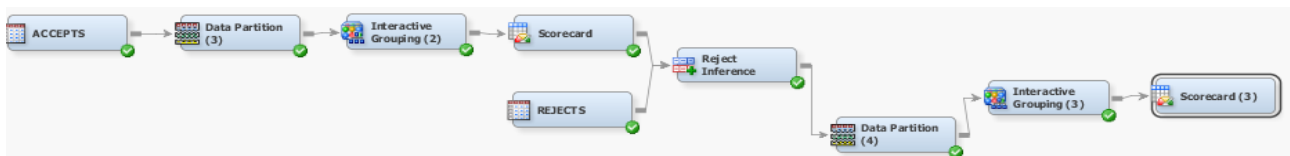


Рис. 3. Діаграма розробки скорингової карти для задачі автокредитування в SAS Enterprise Miner

Після перерозподілення вибірки і додавання відхилених заявок у відповідному процентному співвідношенні (Data Partition) використовується інтерактивне групування, тобто виділяються характеристики-змінні, що найбільше впливають на результуючу змінну на основі значення WOE. Далі формується фінальна скорингова карта, яка відрізняється від існуючої тим, що враховує інформацію щодо відхилених заявок, і значення скорингових балів відрізняються від попередніх.

При розрахунку скорингових балів за описаною вище формулою (3) обов'язково враховується вплив (як позитивний, так і негативний) значень певної характеристики на результат (рис. 4). Тому для характеристики ltv наявність пропущених значень оцінюється як негативна характеристика з вагою –86 балів. Отже, при наявності пропусків у характеристиці ltv сукупний скоринговий бал клієнта буде знижений на 86 балів, і така заявка, скоріш за все, не буде автоматично ухвалена. Порівняння скорингових карт, отримане до та після врахування відхилених заявок, показує як у розподілі скорингових балів, так і у значеннях за окремими характеристиками.

Scorecard		Scorecard Points
age_oldest_tr	age_oldest_tr < 38	16
	38 <= age_oldest_tr < 111	19
	111 <= age_oldest_tr < 172	21
	172 <= age_oldest_tr	26
	_MISSING_	17
bureau_score	_MISSING_	6
	bureau_score < 654	3
	654 <= bureau_score < 701	21
	701 <= bureau_score < 759	40
ltv	759 <= bureau_score	69
	_MISSING_	-86
	ltv < 75	52

Рис.4. Фінальна скорингова карта для автокредитів

Для скорингової карти формуються також звіти, зокрема обчислені статистичні характеристики, кумулятивний ефект, процент відгуків, емпіричні коефіцієнти тощо (рис. 5).

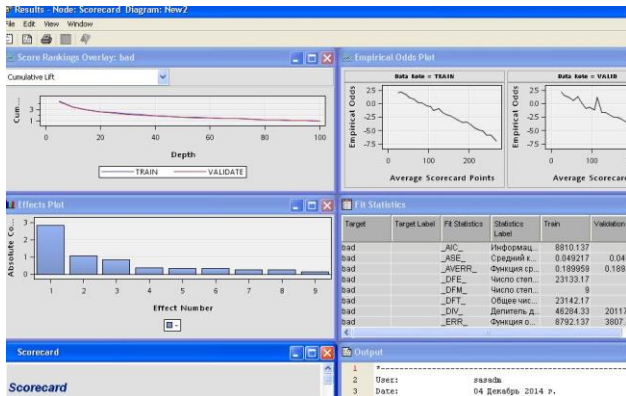


Рис. 5. Звіти, сформовані в SAS Enterprise Miner для нашої задачі

Звіти дозволяють аналітикам банку визначити оптимальний поріг відсікання, визначити характеристики, що найбільше впливають на цільову змінну, враховувати їх при прогнозуванні кредитних ризиків та розробці нових скорингових карт.

## Висновки

Скорингові карти є зручним інструментом для кредитних фахівців у вигляді табличних оцінок, з яким можуть працювати неспеціалісти в області аналізу даних. Особливості процесу розробки та формування скорингових карт було проілюстровано на прикладі автокредитування з урахуванням вибірки відхилених заявок.

Скорингові карти є ефективним інструментом трансформації експертного знання у формалізовані характеристики для полегшення процесу прийняття оперативних кредитних рішень та скорочення часу видачі кредитів на місцях. Подальше доопрацювання скорингових карт та періодичне їх оновлення (кожні 3–6 місяців) дозволяє швидко зорієнтуватися в разі різких змін на ринку банківських послуг, зміни нормативів НБУ, різкого збільшення неповернень кредитів, або навпаки, необхідності залучення нових клієнтів і видачі більшої кількості кредитів.

Ефективність застосування скорингових карт для автокредитування зумовлює необхідність подальших досліджень щодо перспективності використання скорингових карт для інших типів кредитних продуктів та фінансових ризиків. Зокрема, доцільно застосувати скорингові карти для поведінкової оцінки клієнтів, коли не-

обхідно запропонувати нові кредитні продукти, або сформувані кредитні ліміти для клієнтів різного віку, цілей та уподобань. Такі поведінкові скорингові карти дозволять визначити оптимальний строк для видачі кредиту та можливі терміни прострочок, що дозволить банкам у подальшому змінювати строки кредитування або раніше залучати інструменти для стягнення заборгованості по кредитах.

## Список використаної літератури

1. Kiss, F. Credit scoring processes from a knowledge Management perspective [Text] / F. Kiss // *Periodica Polytechnica Ser. Soc. Man. Sci.* – 2003. – vol. 11, №1. – P. 95–110.
2. Кузнєцова, Н. В. Аналіз фінансових ризиків з використанням SAS-технологій обробки даних [Текст] / Н. В. Кузнєцова, П. І. Бідюк // *Електротехнічні і комп'ютерні системи.* – 2016. – № 22(98). – С. 267 – 271.
3. Siddiqi, N. *Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring* [Text] / N. Siddiqi. – John Wiley & Sons, Hoboken, 2005. – 208 p.
4. Stepanova, M. Survival analysis methods for personal loan data [Text] / M. Stepanova, L. C. Thomas // *Operations Research.* — 2002. — Vol. 50, No. 2. — P. 277–289.
5. Кузнєцова, Н.В. Скорингові карти як інструмент аналізу ризиків [Текст] / Н. В. Кузнєцова // *Матеріали 18-ї Міжн. науково-техн. конф. «Системний аналіз та інформаційні технології».* – К.: НК «ПСА» НТУУ «КПІ», 2016. – С. 106 – 107.

## References

1. Kiss, F. (2003). Credit scoring processes from a knowledge Management perspective. *Periodica Polytechnica Ser. Soc. Man. Sci.*, Vol. 11, No.1, pp. 95–110.
2. Kuznietsova, N. and Bidiyuk, P. (2016). Financial risks' analysis using SAS-data processing technologies [Analiz finansovih rizikiv z vikoristanniam SAS-technologij obrobki danih], *Electrotechnic and computer systems*, No. 22 (98), pp. 267 – 271.
3. Siddiqi, N. (2005). *Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. John Wiley & Sons, Hoboken, 208 p.
4. Stepanova, M. and Thomas, L. C. (2002). Survival analysis methods for personal loan data. *Operations Research*, Vol. 50, No. 2, pp. 277–289.
5. Kuznietsova, N.V. (2016). Scoring cards as a tool for risks' analysis [Skoringovi karti yak instrument analizu rizikiv] *18th International Conference "System analysis and informational technologies"*, Kyiv, pp. 106–107.

## PRACTICAL USING OF SCORING CARDS' DEVELOPMENT METHODOLOGY FOR AUTMOBILE LOANS RISKS ANALYSIS

**N. V. Kuznietsova**

*Educational-Scientific Complex "Institute for Applied System Analysis" of National Technical University of Ukraine "Igor Sykorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

**Abstract.** This article is devoted to scoring cards development. The main stages and roles during the building of scoring cards are discussed. The process flow for scorecard development includes such stages as data processing and priory analysis of characteristics, development of priory scorecard, rejected inference, deep analysis of characteristics, final scorecard development and validation. On example of automobile loans it is shown how to implement scoring cards to existing scoring process in banks. Also it is demonstrated how to include rejected applications in credit scoring process and also the importance of such action for increasing preciseness of decision making. The process of using rejected applications is called reject inference and could be implemented only after building of a credit scorecard for approved applications. After building of scorecard the rejected applications are included in ration which is accepted in bank for such type of credits. After this the most important variables (characteristics) and their predictive strengths could be defined. New scoring card as a final scoring card is built on accepted and rejected credit applications. Validation of the credit cards and choosing the best one is the final stage of the process of development scoring card. After this the chosen scoring card is implemented in bank but still monitoring and controlling are provided. During implementation of the credit scorecard the best cut-off is also detected but it could be modified after implementation of the scoring card.

**Key words:** scoring cards, scoring models, cut-off, automobile loans, rejected applications.

## ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОЛОГИИ РАЗРАБОТКИ СКОРИНГОВЫХ КАРТ ДЛЯ АНАЛИЗА РИСКОВ АВТОКРЕДИТОВАНИЯ

**Н. В. Кузнецова**

*Учебно-научный комплекс «Институт прикладного системного анализа» Национального технического университета Украины «Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»*

**Аннотация.** Приведены теоретические аспекты разработки скоринговых карт на основании внедренных в банке скоринговых моделей и основные этапы их построения и внедрения. На примере анализа автокредитов показано, как разрабатывать скоринговые карты для автоматизации процесса рассмотрения скоринговых заявок и повышения обоснованности принятия решений по кредитным заявкам.

**Ключевые слова:** скоринговые карты, скоринговые модели, порог отсеечения, автокредиты, отклонённые заявки.

Отримано 07.01.2017



**Кузнецова Наталія Володимирівна**, кандидат технічних наук, доцент кафедри математичних методів системного аналізу Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ», просп. Перемоги, 37, Київ, Україна, E-mail^ [Natalia-17@mail.ru](mailto:Natalia-17@mail.ru), тел.: +38-044-204-83-59

**Nataliia Kuznietsova**, Cand. of Science, Associate professor of mathematical methods of system analysis department Institute for Applied System Analysis, Peremohy ave., 37, Kyiv, Ukraine

**ORCID ID:** 0000-0002-1662-1974