

Математичні методи та моделі в економіці

УДК 336.77:005334]:311.17

Павлюк Євген Дмитрович

*кандидат економічних наук, начальник управління моделювання ризиків
АБ "Укргазбанк"*

Павлюк Евгений Дмитриевич

*кандидат экономических наук, начальник управления моделирования рисков
АБ "Укргазбанк"*

Pavluk Yevhen

*PhD in Economics, Head of Risk Modeling Unit
JSB "UKRGASBANK"*

Петровський Олексій Вікторович

*начальник відділу моделювання ризиків
АБ "Укргазбанк"*

Петровский Алексей Викторович

*начальник отдела моделирования рисков
АБ "Укргазбанк"*

Petrovskiy Oleksii

*Head of Risk Modeling Section
JSB "UKRGASBANK"*

**ПРОБЛЕМИ РОЗРОБКИ ТА ВИКОРИСТАННЯ ПОВЕДІНКОВИХ
СТАТИСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ КРЕДИТНОГО РИЗИКУ
ПРОБЛЕМЫ РАЗРАБОТКИ И ИСПОЛЬЗОВАНИЯ
ПОВЕДЕНЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ КРЕДИТНОГО РИСКА
ISSUES OF DEVELOPING AND BEHAVIORAL STATISTICAL MODELS
OF CREDIT RISK**

Анотація. В статті досліджено теоретичні підходи до побудови скорингових моделей в залежності від типу даних та призначення моделей. Показано, що кредитний бал відіграє посилену роль у великих банківських організаціях, завдяки вимогам Базельської угоди про капітал (Базель II). Це також призводить до переоцінки методологій та розробки стратегій для показників, виходячи з рекомендацій Базель II. Процес розробки показників повинен бути спільним між інформаційними технологіями (ІТ), обробкою даних та оперативним персоналом. Застосування моніторингу за допомогою скорингових моделей вимагає аналізу показників кредитної діяльності банків в контексті вирішення його бізнес-проблем. Концепція побудови профілю ризику являє собою аналіз показників, які представляють собою основні інформаційні категорії. Продемонстровано практичний приклад розробки моделі поведінкового скорингу в залежності від наявності обсягу якісних даних. Доведено, що розгляд показників виступає інструментом прийняття управлінських рішень. Таблиці слід розглядати як інструмент, який використовується для кращого прийняття рішень, тому їх потрібно розуміти та контролювати. Розробка показників не повинна ускладнювати модель, оскільки вона повинна бути достатньо зрозумілою для прийняття рішень або проведення діагностики. Доведено, що статистичні моделі кредитного скорингу роздрібних позичальників виступають сучасним інструментом моніторингу та управління лімітами банку. Показники, що використовуються для надання кредитів повинні бути статистично обґрунтованими, емпірично отриманими та здатними відокремити кредитоспроможних від некредитоспроможних заявників зі статистично значущою швидкістю.

Ключові слова: статистична модель, аплікаційний скоринг, поведінковий скоринг, кредитний портфель, дефолт, ймовірність дефолту, Баєсівський аналіз, співвідношення шансів.

Аннотация. В статье исследованы теоретические подходы к построению скоринговых моделей в зависимости от типа данных и назначения моделей. Показано, что кредитный балл играет усиленную роль в больших банковских организациях, благодаря требованиям Базельского соглашения о капитале (Базель II). Это также приводит к переоценке методологий и разработки стратегий для показателей, исходя из рекомендаций Базель II. Процесс разработки показателей должен быть общим между информационными технологиями (ИТ), обработкой данных и оперативным персоналом. Применение мониторинга с помощью скоринговых моделей требует анализа показателей кредитной деятельности банков в контексте решения его бизнес-проблем. Концепция построения профиля риска представляет собой анализ показателей, которые представляют собой основные информационные категории. Продемонстрировано практический пример разработки модели поведенческого скоринга в зависимости от наличия объема качественных данных. Доказано, что рассмотрение показателей выступает инструментом принятия управленческих решений. Таблицы следует рассматривать как инструмент, который используется для лучшего принятия решений, поэтому их нужно понимать и контролировать. Разработка показателей не должна усложнять модель, поскольку она должна быть достаточно понятной для принятия решений или проведения диагностики. Доказано, что статистические модели кредитного скоринга розничных заемщиков выступают современным инструментом мониторинга и управления лимитами банка. Показатели, используемые для предоставления кредитов должны быть статистически обоснованными, эмпирически полученными и способными отделить кредитоспособных от некредитоспособных заявителей со статистически значимой скоростью.

Ключевые слова: статистическая модель, аппликационный скоринг, поведенческий скоринг, кредитный портфель, дефолт, вероятность дефолта, Байесовский анализ, соотношение шансов.

Summary. In the article deals theoretical approaches to the construction of scoring models, depending on the data type and purpose of the models. Credit score has been shown to play a stronger role in large banking organizations, thanks to the requirements of the Basel Capital Accord (Basel II). The metrics development process must be shared between information technology (IT), data processing and operational staff. It also leads to a reassessment of methodologies and strategies for indicators based on the Basel II recommendations. The application of monitoring using scoring models requires analysis of bank lending performance in the context of solving its business problems. The concept of building a risk profile is an analysis of indicators that represent the main information categories. A practical example of developing a behavioral scoring model, based on the availability of quality data, is demonstrated. It is proved that the consideration of indicators is an instrument of managerial decision making. Tables should be seen as a tool for better decision-making and should be understood and monitored. Development of indicators should not complicate the model as it should be sufficiently clear for decision making or diagnostics. It is proved that the statistical models of credit scoring of retail borrowers are a modern tool for monitoring and managing bank limits. Indicators used for lending should be statistically sound, empirically obtained and capable of separating creditworthy from non-creditworthy applicants at a statistically significant rate.

Key words: statistical model, application scoring, behavioral scoring, credit portfolio, default, default probability, Bayesian analysis, odds ratio.

Постановка проблеми. Історія появи та розвитку скорингових моделей налічує більше півсторіччя, але інтерес до них не знижується, а навіть зростає через розвиток інформаційних технологій, розробку нових алгоритмів та постійне посилення конкуренції між агентами кредитного ринку. Окрім різноманітних математичних підходів до побудови скорингу в практиці сформувалася типологія моделей в залежності від типу даних та призначення моделей. Традиційно моделі скорингу умовно поділяються на 2 основних групи: аплікаційні (на основі даних анкети в момент звернення за кредитом) та поведінкові (на основі даних транзакцій). Останні також можуть поділятися на моделі прогнозу дефолту, моделі відгуку на маркетингові пропозиції, моделі «коллекшн» скорингу тощо. Також доволі розповсюдженими є так звані «гібридні» моделі, що поєднують як характеристики з анкети так і транзакційні дані. Основними причинами, які впливають на підвищений інтерес до розробки поведінкових моделей, на нашу думку, є наступні: величезна кількість потенційних факторів (змінних) моделі, які можливо побудувати на основі транзакційних даних, що значно ускладнює процес моделювання, а також можливість використання транзакційних даних для управління кредитними лімітами з метою максимізації прибутку, при утриманні параметрів ризику в прийнятних межах. В Україні після банківської кризи 2014-2017р.р. спостерігається поступове зростання роздрібного кредитування, що свідчить про відновлення попиту на кредитні ресурси з одного боку та готовність банків до нарощування портфелів з іншого боку. Поруч із традиційним банківським сектором стрімко зростає ринок фін-тех компаній, що максимально ефективно використовують інтернет-технології та масиви великих даних для так званого «швидкого» кредитування тим самим посилюючи конкуренцію за платоспроможного позичальника на глобальному ринку роздрібних кредитів. За таких умов, традиційні методи кредитного аналізу з затримкою прийняття рішення про надання кредиту

від декількох днів до тижня виступають застарілими в індустрії кредитування. Їх змінюють нові технології, що дозволяють приймати автоматизовані рішення за лічені хвилини при тому, що параметри ризику залишаються на прийнятному рівні. Сучасні інновації в сфері роздрібного кредитування, в переважній більшості є результатом обробки великого масиву даних та застосування до них одного з обраних статистичних методів, включаючи методи машинного навчання. Наявність цих факторів вимагає від аналітиків розробляти поведінкові статистичні моделі дефолту, саме цьому і присвячується стаття.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Кредитний скоринг – це статистична методика, яка оцінює кредитні ризики під час кредитування споживачів, яка була однією з найуспішніших впродовж останніх п'ятдесяти років. Літературні джерела узагальнюють методики проведення кредитної оцінки позичальників [3, с. 523–541]. Крім того, зарубіжні аналітики, наприклад, Lyn C. Thomas [4] та Steven Finley [7] зазначають, що поведінкові моделі виступають інструментом лімітної політики банків (особливо коли це стосується карткових кредитів). Методологічну та теоретичну основу роботи складають підходи вітчизняних та зарубіжних науковців до розробки скорингових моделей. У процесі виконання дослідження використовувались такі методи: теорії ймовірностей та математичної статистики – при практичній розробці поведінкової моделі кредитного скорингу. В даному дослідженні було використано програмне забезпечення Microsoft Excel, R+RStudio.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Метою статті є визначення проблем скорингових моделей та показати шляхи їх вирішення.

Виклад основного матеріалу. Відповідно до концепції поведінкового скорингу, такі системи дозволяють оцінювати ризик позичальників після надання доступу до кредитних коштів та ефективно

управляти лімітом кредитування. В основі оцінки є виявлення та математична формалізація закономірностей зв'язку між низкою «поведінкових змінних» та статусом позичальника (погашення/прострочення) в певний момент часу. В широкому сенсі під поведінковими змінними слід розуміти будь-які характеристики позичальника з «динамічною природою утворення». На відміну від умовно статичних характеристик, таких як, вік, стать, освіта, місце роботи, існують інші динамічні характеристики, наприклад, трансакції по рахунках позичальника, які реєструються в облікових записах). Такі динамічні характеристики банк оцінює при аплікаційному скорингу, але їх можливість змінюватися в часу негативно впливає на точність оцінки ймовірності дефолту. Це спонукає шукати шляхи актуалізації інформації про позичальника крізь моніторинг його трансакційної поведінки. (системах фінансової установи). Множинний характер трансакцій в часі утворює величезний масив даних які приховують так звані шаблони або тренди поведінки позичальника і можуть, у разі їх виявлення, окреслювати його найбільш ймовірний стан через n – місяців.

Поява поведінкового скорингу дефолту є логічним подовженням аплікаційного скорингу принаймні завдяки двом причинам:

1. Умовно-статичні характеристики. Так, для ілюстрації уявимо умовну аплікаційну модель, що включає характеристику посади і галузі, де працює позичальник. Через кілька місяців після надання кредиту позичальник змінює роботу (посаду та галузь) або взагалі втрачає роботу. Позичальник, як правило, не поспішає надавати таку інформацію до банку. Останній не може переоцінити ризик відкоригувавши дані моделі. За таких умов поведінковий скоринг може долати обмеження аплікаційного скорингу і допомагає зробити більш актуальну оцінку (за умов достатньої трансакційної статистики позичальника).

2. Динамічні характеристики, що оцінює банк при поведінковому скорингу уточнюють, доповнюють та актуалізують портрет позичальника. В умовах коли точність аплікаційної моделі за результатами крос валідації є нижчою за точність поведінкової моделі важливість останньої зростає. У зв'язку із цим однією з можливих схем роботи є паралельне використання аплікаційного і поведінкового скорингу починаючи з певного місяця користування кредитом. В такій схемі сумарний бал позичальника двох моделей є середньозваженою середньою. Ваги поведінкової моделі збільшуються пропорційно плину часу, а ваги аплікаційної моделі зменшуються на аналогічну величину. Разом із перевагами що дають поведінкові моделі їх розробка та використання пов'язані з низкою проблем, які вкрай рідко порушуються та дискутуються в наукових джерелах. Першою очевидною причиною є відсутність, або вкрай нерегулярний характер трансакцій, що здійснює клієнт через фінансову установу, що не дозволяє встановити статистично значущий зв'язок між характером операцій та неспроможністю обслуговувати борг. Якщо фінансова установа не відчуває проблем з даними, принаймні для певного кола клієнтів, іншим випробуванням при розробці поведінкових моделей, на відміну від аплікаційних, є більш складний процес відбору корисних змінних до моделі та довший час на розробку моделі. Це відбувається тому, що перелік потенційних предикторів для поведінкової моделі може бути набагато більшим ніж для аплікаційної. Для порівняння, «бібліотека» показників аплікаційної моделі карткового кредитування може складати до 100 показників включаючи так звані «перехресні/комбіновані змінні» (cross variables). Звичайно біля 90% показників після одномірного та кореляційного аналізу відбраковуються. Тобто, претендентами на включення в модель в середньому залишається 10% початкового списку, що мають високі значення IV/AR та є помірно корельованими. Характеристики-претенденти, як правило, не всі потрапляють в кінцеву

модель, а комбінуються в різноманітних варіантах для досягнення прийняттого результату виходячи з таких критеріїв, як уникнення мультиколінеарності, поєднання таких змінних, поведінка яких у вибірці в цілому має логічне пояснення/ відповідає теоретичним гіпотезам, високі дискримінаційні характеристики моделі на основі крос-валідації, уникнення «перенавчання» моделі. Це призводить до необхідності перевірки значної кількості моделей-претендентів не зважаючи на наявність алгоритмів «форвард» та «бекворд» селекції. Найбільш цікавими з точки зору аналізу та перспектив прогнозування дефолту можуть бути змінні та їх похідні комбінації, що схематично представлені на рис. 1.

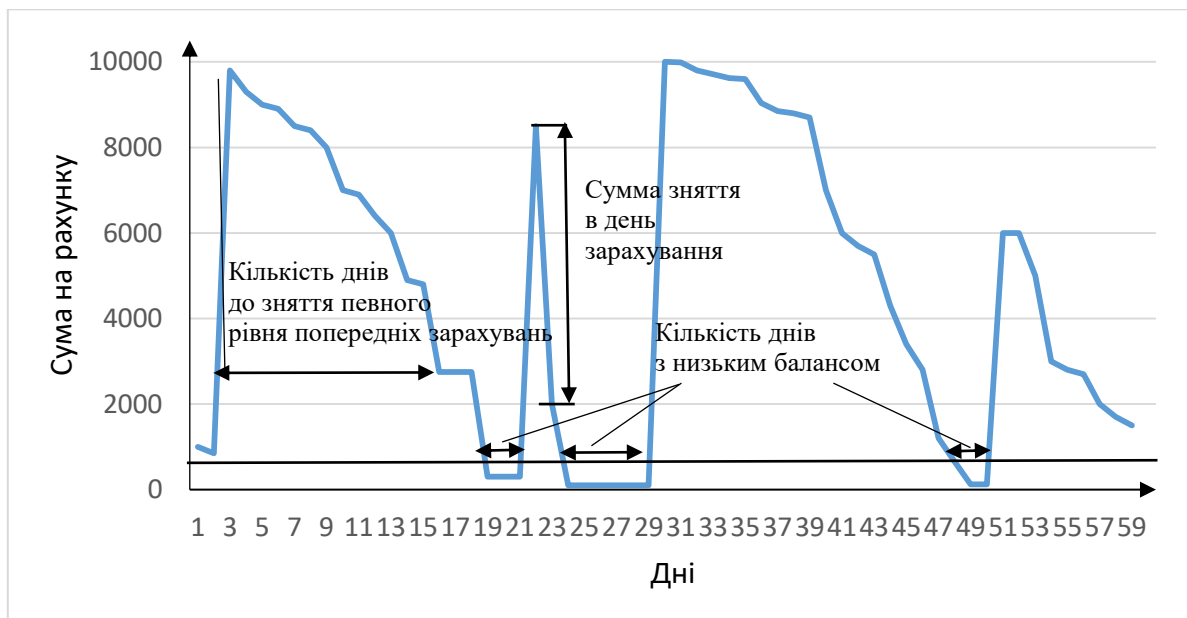


Рис. 1. Графік динаміки залишку коштів на умовному рахунку та змінні, корисність яких підтверджується практикою поведінкового моделювання.

Джерело: розроблено авторами

Крім того схема дає візуальне уявлення про те як слід «читати» графік динаміки залишку та на основі цього розвинути власну систему поведінкових змінних. Приклад числа комбінацій змінних в моделі, що мають бути перевірені перед обранням найкращої моделі в залежності від числа потенційних змінних моделі наведено в табл.1.

Формування кількості комбінацій моделі

Число аплікаційних змінних – претендентів для включення в модель, <i>n</i>	Число відібраних змінних з числа претендентів, <i>k</i>	Кількість моделей з відповідними комбінаціями змінних, <i>k з n</i>
10	8	45
10	7	120
10	6	210
10	5	252
10	4	210
10	3	120

Джерело: розроблено авторами

Як видно з табл. 1, бібліотека показників поведінкової моделі карткового кредитування в середньому може складати від 120 факторів, а верхня межа їх кількості залежить від довжини часу спостереження за позичальником. Чим більше часу спостереження за позичальником є в наявності тим більше різноманітних співвідношень та комбінацій показників в динаміці можливо побудувати та необхідно дослідити для виявлення сталого зв'язку із залежною змінною. Окрім того, кількість потенційно корисних змінних може значно зростати при розробці «комбінованих» змінних. Таким чином, розробник поведінкової моделі на початковому етапі має перевіряти більшу кількість характеристик для звуження кола найкращих претендентів. Звичайно це вирішується шляхом впорядкування IV/AR від найбільшого до найменшого значення та подальшою роботою з верхньою частиною отриманого списку змінних.

Другою потенційною проблемою поведінкової моделі дефолту може стати її обмежена корисність попри достатньо високу дискримінаційну потужність. Так, в теорії, модель, що прогнозує високу ймовірність дефолту певної групи позичальників дає сигнал на обмеження їх кредитування. Також, в теорії, передбачається, що позичальники з «підвищеним ризиком» мають помірну «завантаженість» кредитними ресурсами, що дозволяє за декілька місяців до можливого дефолту мінімізувати втрати поступово знижуючи кредитний ліміт. На практиці

трапляється ситуація коли «ризикові» позичальники швидко і майже до максимуму «завантажують» власний ліміт кредитування тримаючи його на тому ж рівні до події дефолту. Перед обговоренням варіантів вирішення такої проблеми розглянемо як її можна діагностувати до розробки моделі. Для прикладу розглянемо подібну ситуацію крізь призму Байєсівського аналізу[10]та визначимо дві умовні ймовірності на основі даних табл. 2.

Таблиця 2

Перехресна класифікація ознак кредитних операцій

Статус позичальника	Кількість клієнтів з відсотком використання ліміту кредитування в перший і подальші місяці		Разом
	>90 %	<90%	
дефолт	587	235	822
погашення	8336	21090	29426
Разом	8923	21325	30248

Джерело: розроблено авторами

Скориставшись окресленою методологією визначимо дві умовні ймовірності на основі даних табл. 2.

$$P(\text{ліміт} > 90\% | \text{дефолт}) = \frac{P(\text{дефолт} | \text{ліміт} > 90\%) * P(\text{ліміт} > 90\%)}{P(\text{дефолт})}$$

$$= \frac{0,065 * 0,295}{0,027} = 0,714$$

$$P(\text{дефолт} | \text{ліміт} > 90\%) = \frac{P(\text{ліміт} > 90\% | \text{дефолт}) * P(\text{дефолт})}{P(\text{ліміт} > 90\%)}$$

$$= \frac{0,714 * 0,027}{0,295} = 0,065$$

Виходячи з наведених обчислень ймовірність того, що позичальник використовував ліміт кредитування в перший та подальші місяці на >90% за умов що він не зміг обслуговувати зобов'язання складає 72%. Ймовірність того, що позичальник ставав дефолтним за умов, що він використовував ліміт кредитування в перший та подальші місяці на >90% склала 6,5%. Таким чином, ймовірність стати дефолтними у клієнтів, що

швидко і в значному обсязі утилізують визначену суму кредитних коштів на 3,8 процентних пункти вище за безумовну ймовірність дефолту (2,72%).

Наявність статистичного зв'язку між статусом та утилізацією ліміту за даними прикладу також підтверджується результати тесту Хі-квадрат ($\chi^2 = 713.67$ p-value = 317E-157).

Поглибленням цього аналізу є обчислення співвідношення шансів стати дефолтним для клієнтів, що мають і не мають окреслену вище рису (швидке та значне використання ліміту). Детальний опис статистичної методології цього підходу можна знайти у джерелах [1], [9].

Відповідно до цих джерел, узагальненою схемою обчислення співвідношення шансів є формула:

$$OR = \frac{P(\text{Успіх}|\text{Умова 1})/P(\text{Невдача}|\text{Умова 1})}{P(\text{Успіх}|\text{Умова 2})/P(\text{Невдача}|\text{Умова 2})}$$

Де OR – (odds ratio – співвідношення шансів), P – позначення ймовірності, Успіх і Невдача відповідають рядкам таблиці 1, Умова 1 і Умова 2 відповідають стовпчикам таблиці 1.

$$OR = \frac{\left[\frac{587}{8923}\right] / \left[\frac{8336}{8923}\right]}{\left[\frac{235}{21325}\right] / \left[\frac{21090}{21325}\right]} = \frac{0,07}{0,011} = 6,32$$

Для побудови довірчого інтервалу співвідношення шансів обчислимо стандартну помилку оцінки при рівні значності $\alpha=0,05$:

$$Z_{\alpha/2} = \sqrt{\frac{1}{587} + \frac{1}{235} + \frac{1}{8336} + \frac{1}{21090}} = 0,078$$

$$\text{LN (OR) } \pm Z_{\alpha/2} = \text{LN}(6,32) \pm 1,96 * 0,078 = 1,69; 1,99$$

Довірчий інтервал для OR = $[\exp(1,74) ; \exp(2,05)] = 5,42 ; 7,36$.

Підсумовуючи обчислення відмічаємо, що з ймовірністю 95% шанси не повернути борг від 5,4 разів до 7,4 разів вище у позичальника з високим відсотком використання ліміту кредитування в перший і подальші місяці ніж у позичальника, з відсотком використання ліміту кредитування в перший і подальші місяці <90%. Враховуючи те, що нижня межа довірчого інтервалу значно більша за 1 (стан незалежності) ми робимо висновок про не випадковий характер залежності між «завантаженням» ліміту та подальшим статусом позичальника.

Таким чином, в показаному практичному прикладі навіть за умов наявності достатньо точної поведінкової моделі, що передбачить зазначені дефолти, відсутній механізм превентивної мінімізації втрат для 71,4 % всіх дефолтів певного періоду у вигляді блокування та зменшення ліміту кредитування. Причинами зазначеної поведінки кредитного портфеля може бути не достатня консервативність аплікаційної моделі, що сформувала портфель. Тому, як вже зазначалося вище, одним з шляхів вирішення є запровадження більш консервативної аплікаційної моделі або паралельне застосування двох моделей з певною особливістю. Ця особливість полягає в тому, що ліміт кредитування не надається клієнту протягом мінімум 1 місяця впродовж якого формується та аналізується трансакційна поведінка. Досвід показує, що іноді цього терміну може бути цілком достатньо для формування оцінок поведінкової моделі. І хоча така модель не може забезпечити високу ефективність класифікації тим не менш поєднання оцінок аплікаційної та поведінкової моделі (на одномісячних даних) в цілому підвищує точність прогнозу та дозволяє таким чином уникнути небажаних втрат портфеля в момент його формування. В подальшому комбінується аплікаційна та поведінкова модель, що використовує довший час спостереження (від 1 до 6 місяців).

Додатковим елементом розвитку системи управління кредитними лімітами може бути так званий "response scoring"/ "profit scoring". Ідея його

полягає в розробці моделі яка прогнозує «позитивний відгук» клієнта на підвищення ліміту кредитування при контрольованих параметрах ризику. Для цього досліджуються і оцінюються фактори еластичності попиту на кредитні ресурси як функція підвищення ліміту. Крім того перед впровадженням моделей "profit scoring" окремо досліджується наявність зв'язку між зміною ліміту та зміною рівня ризику задля формування розумної стратегії управління лімітом. Найбільш перспективним на наш погляд є синхронізація двох моделей: перша, поведінкова модель оцінює ризик клієнтів і для тих з них, що знаходяться в «прийнятній зоні» з допомогою другої моделі визначається схильність до більшого використання кредиту при підвищенні ліміту кредитування. Більш спрощеною технікою реалізації моделі "response scoring" може бути бінарна множинна логістична регресія, а більш витонченою – порядкова логістична регресія, що дозволяє в межах прогнозу диференціювати клієнтів за інтенсивністю відгуку. При вмілому використанні "response scoring"/ "profit scoring" вдається забезпечувати отримання додаткового доходу при помірному ризику. Ця «додаткова» сума доходу на горизонті до 12 місяців може компенсувати або навіть перевищувати втрати тієї частини портфеля, що схильна до дефолту та важко піддається лімітному контролю.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі.

1. Поведінкові статистичні моделі кредитного ризику роздрібних позичальників (поведінковий скоринг) є сучасним інструментом моніторингу та управління лімітами для досягнення підвищеної прибутковості бізнесу в фінансово-кредитній галузі економіки.
2. Розробка моделей поведінкового скорингу може базуватися на різноманітних кількісних техніках моделювання в залежності від наявності достатнього обсягу якісних даних та знань розробника. Між

тим поведінкові моделі вимагають набагато більше уваги та часу в порівнянні із аплікаційними даними, через необхідність перевірки більшої кількості потенційно-корисних предикторів.

3. При роботі з поведінковими моделями може проявлятися такий феномен як їх обмежена корисність у запобіганні кредитних втрат, коли певна частина позичальників, що схильна до дефолту, з початку кредитування опановує до 100% кредитного ліміту і надалі не повертає їх. Навіть якщо модель достатньо точно прогнозує таких позичальників, даючи менеджменту необхідну інформацію, для управлінських дій, такі заходи запобігання втрат як блокування ліміту та його зниження можуть виявлятися не дієвими. Тому, перед розробкою моделі важливо зробити попередній аналіз портфеля з'ясувавши поведінку тієї його частки, що має високий відсоток використання ліміту в перші і подальші дні після отримання кредиту.
4. Обмеження моделі може пом'якшуватися при використанні більш консервативних аплікаційних моделей, паралельному застосуванні аплікаційної та поведінкової моделі, та запровадженні моделей "профiт-скорингу".

Література/References

1. Alan Agresti An Introduction to Categorical Data Analysis. USA: John Wiley & Sons, 2007, 372 p.
2. Bart Baesens, Daniel Rösch, Harald Scheule Credit Risk Analytics Measurement Techniques, Applications, and Examples in SAS. USA: John Wiley & Sons, 2016. 512 p.
3. Hand D. J., Henley W. E. Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. Series A (Statistics in Society), 1997. PP. 523–541.
4. Lyn C. Thomas. (2009). Consumer Credit Models: Pricing, Profit, and Portfolios. New York: Oxford University Press Inc., 2009. 371 p.

5. Michael B. Miller. Mathematics and Statistics for Financial Risk Management USA: Wiley. 2014. 309 p.
6. Steven Finlay. Consumer Credit Fundamentals. USA: Palgrave Macmillan, 2009. 252 p.
7. Steven Finlay. Credit Scoring, Response Modelling and Insurance Rating. A Practical Guide to Forecasting Consumer Behaviour. USA: Palgrave Macmillan, 2010. 460 p.
8. Siddiqi Naeem. Credit risk scorecards: developing and implementing intelligent credit scoring. USA: Wiley & Sons, 2006. 196 p.
9. Timothy W. Koch, MacDonald S. Scott. Bank management. USA: Thomson Higher Education, 2006. 562 p.
10. Wan Tang, Hua He, Xin M. Tu. Applied Categorical and Count Data Analysis. USA: CRC Press, 2012. 359 p.
11. William M. Bolstad. Introduction to Bayesian Statistics. USA: Wiley, 2014. 595 p.
12. Wernz J. Bank Management and Control Strategy, Capital and Risk Management. Berlin, 2014.