

к.е.н., доц. Панасенко О. В., Турлапов В.В.

Панасенко О. В., Турлапов В.В.

Panasenko O.V., Turlapov V.V.

oksana.panasenko@hneu.net , panasenko_o_v@ukr.net

Харківський національний економічний університет імені Семена Кузнеця

МОДЕЛЮВАННЯ КРЕДИТНОГО РИЗИКУ КОМЕРЦІЙНОГО БАНКУ

Анотація. У роботі розроблено комплекс моделей оцінки кредитного ризику комерційного банку. Побудовано модель скорингової оцінки кредитоспроможності позичальника, модель оцінки кредитного ризику комерційного банку за допомогою методології VaR, визначено перспективні напрями мінімізації кредитного ризику банку.

Ключові слова: кредитний ризик, комерційний банк, кредитний портфель, кредитний скоринг, кількісна оцінка ризику.

Аннотация. В работе разработан комплекс моделей оценки кредитного риска коммерческого банка. Построена модель скоринговой оценки кредитоспособности заемщика, модель оценки кредитного риска коммерческого банка с помощью методологии VaR, определены перспективные направления минимизации кредитного риска банка.

Ключевые слова: кредитный риск, коммерческий банк, кредитный портфель, кредитный скоринг, количественная оценка риска.

Abstract. The paper develops a set of models for assessing the credit risk of a commercial bank. The model of the scoring estimation of the borrower's creditworthiness, the model of credit risk assessment of the commercial bank with the help of the VaR methodology was developed, perspective directions of minimizing the credit risk of the bank were determined.

Key words: credit risk, commercial bank, loan portfolio, credit scoring, quantitative risk assessment.

Сучасний стан розвитку банківської системи України дає підстави констатувати недостатність зусиль банків, спрямованих на здійснення ефективного контролю за виконанням умов кредитних операцій, внаслідок чого спостерігається значне зростання обсягів проблемних активів. Без відповідного реагування така тенденція може призвести до ще більшої дестабілізації банківського сектору України. У зв'язку з цим існує необхідність впровадження

заходів, спрямованих на підвищення ефективності банківського контролю за кредитними операціями, що сприятиме налагодженню ефективної організації кредитного процесу і зменшенню частки неповернених кредитів.

Теоретичні засади дослідження проблеми управління кредитним ризиком банку знайшло відображення в низці публікацій таких зарубіжних учених, як Е. Альтман, Дж. Бессіс, К. Браун, Д. Даффі, С. Кабушкін, Т. Кох, Д. Ландо, П. Роуз. Значний внесок у теорію і практику управління кредитним ризиком банків зробили вітчизняні науковці, зокрема: Г. Азаренкова, В. Вітлінський, В. Вовк, К. Д'яконов, Г. Карчева, В. Коваленко, В. Корнєєв, С. Науменкова, В. Подчесова, Л. Прийдун, Л. Примостка, В. Сидоренко, Р. Слав'юк, Н. Ткаченко, Р. Шевченко. Різноманітні підходи до управління кредитними ризиками банків в умовах економічної кризи висвітлені у працях О. Барановського, О. Вовчак, О. Дзюблюка, О. Крухмаль [1-22].

Кредитування клієнтів одне з основних видів діяльності будь-якого комерційного банку. Останнім часом кредитна діяльність банків стає все більш різноманітною. Видозмінюються старі кредитні продукти, на ринку з'являються нові, клієнти які вимагають більш ретельного, індивідуального підходу при формуванні складних кредитних продуктів. Це все робить кредитну діяльність банків різноманітною, а ризики, супутні кредитній діяльності більш складними і масштабними за своїм обсягом.

В процесі надання кредиту банки зацікавлені у визначенні платоспроможності майбутнього споживача кредиту, для цього комерційні банки часто використовують систему скорингу. Головна ідея кредитного скорингу – кожному позичальнику надається певна, конкретно його оцінка кредитного ризику та ймовірність дефолту, що вказує на те, що така скорингова оцінка позичальників є певним індикатором ризику. На наступному етапі надані позичальникам оцінки порівнюються, після чого позичальники розподіляються на дві групи, а саме: такі, яким видати кредит можна, а також ті, хто безпосередньо є ризиковим клієнтом. Методи кредитного скорингу

можна розподілити на два класи, в залежності від того, яким способом формується оцінка ризикованості позичальника, тобто: емпіричні і дедуктивні.

Скоринг являє собою математичну або статистичну модель, за допомогою якої на основі кредитної історії «минулих» клієнтів банк намагається визначити, наскільки велика ймовірність, що конкретний потенційний позичальник поверне кредит у визначений термін. Мета цього визначення – моделювання чи прогноз ймовірності, з якою претендент на кредит може бути віднесений до привабливих або непривабливих клієнтів. З метою побудови скорингової моделі для одного з українських банків була сформована таблиця даних, що має 1000 спостережень і 17 змінних (або предикторів). Для кожного споживача визначена бінарна характеристика «кредитоспроможності». Ця змінна включає інформацію про те, привабливий чи ні розглянутий клієнт. Набір даних має поділ на 70% «хороших» клієнтів і 30% «поганих». Вибірка поділена на тестову – 30% та навчальну – 70%. Клієнти, які прострочили оплату на 90 днів, можуть бути віднесені до категорії з високим ризиком; відповідно, клієнти без прострочення платежу можуть бути віднесені до категорії з низьким ризиком. Інші типові заходи визначення «хороших» і «поганих» клієнтів засновані на сумі, що перевищує кредитний ліміт, кількості прострочених місяців оплати або функції від цих або інших змінних.

Повний список змінних, що містяться в таблиці даних, наведено нижче у табл. 1.1.

Таблиця 1.1

Вихідні дані для скорингу

Показник	Вид оцінки	Значення
1	2	3
Кредитний рейтинг (Credit Rating)	якісна	хороший, поганий
Баланс поточного рахунку (Balance of Current Account)	якісна	не має відкритого рахунку, нульовий баланс, більше 9000 грн., менше 9000 грн.
Попередні кредити (Payment of Previous Credits)	якісна	всі кредити виплачені, не має кредитної історії, не має проблем з поточними кредитами, не виплачений кредит, проблема з поверненням
Мета кредиту (Purpose of	якісна	новий автомобіль, меблі, бізнес, телевізор,

Credit)		інше...
Об'єм заощаджень (Value of Savings)	якісна	не має заощаджень , <4000 грн., 4000-21000 грн., 21000-41000 грн., >41000
Перебування на поточному місці роботи (Employed by Current Employer for)	якісна	<1, 1-5 років, 5-8 років, >8 років
Внесок у % від поточного доходу (Installment in % of Available Income)	якісна	>35%, 25-35%, 15-25%, <15%
Сімейний стан (Marital Status)	якісна	неодружений, одружений, розлучений, одружений після розлучення
Стать (Gender)	якісна	жіноча, чоловіча
Час проживання за поточною пропискою (Living in Current Household for)	якісна	<1, 1-5 років, 5-8 років, >8 років
Найцінніші активи (Most Valuable Assets)	якісна	машина, нерухомість/земля, не має активів...
Інші кредити (Further running credits)	якісна	не має кредитів, кредит у магазині побутової техніка, кредит в іншому банку...
Тип квартири (Type of Apartment)	якісна	орендована, власна, муніципальна, комунальна...
Кількість кредитів, які видані раніше цим банком (Number of previous credits at this bank)	якісна	1, 2-4, 5-6, >7
Професія (Occupation)	якісна	кваліфікований робітник, начальник, некваліфікований...
Тривалість кредиту (Duration of Credit): кількість місяців	кількісна	кількість місяців
Сума кредиту (Amount of Credit)	кількісна	сума
Вік (Age)	кількісна	кількість років

Якщо вдасться провести поділ між групами клієнтів, то в подальшому для класифікації або прогнозування статусу нових клієнтів можна використовувати отриману модель. Для подальшого аналізу вихідних даних, їх треба належним чином підготувати. На стадії підготовки даних можна відзначити такі особливості:

різниця значень основних описових статистик (середніх, максимальних і мінімальних значень, квантилів і т.д.);

наявність або відсутність різкого відхилення значень в даних (викидів);

наявність або відсутність, в групах «хороших» і «поганих» клієнтів, пропущених значень в даних;

потреба в попередніх перетвореннях даних;

необхідність відсіювання ознак.

Більшість характеристик вихідних даних є корельованими між собою – це означає, що нічого нового вони не принесуть, а тільки ускладнять модель. Для відбору найбільш значущих змінних, було використано пакет Statistica, інструмент «Feature Selection». Значимість предикторів оцінюється за допомогою Cramer's V, Information Value (IV), оцінки яких наведено у табл. 1.2.

Таблиця 1.2

Оцінка значимості предикторів

№	Name	IV	Cramer's V	Include
1	Duration of Credit	0,28	0,23	True
2	Amount of Credit	0,11	0,17	True
3	Age	0,12	0,16	True
4	Balance of Current Account	0,67	0,35	True
5	Payment of Previous Credits	0,29	0,25	True
6	Purpose of Credit	0,17	0,18	True
7	Value of Savings	0,2	0,19	True
8	Employed by Current Employer for	0,09	0,14	True
9	Installment in % of Available Income	0,03	0,07	True
10	Marital Status	0,04	0,1	True
11	Gender	0,03	0,08	True
12	Living in Current Household for	0	0,03	True
13	Most Valuable Assets	0,11	0,15	True
14	Further running credits	0,06	0,11	True
15	Type of Apartment	0,09	0,14	True
16	Number of previous credits at this bank	0,01	0,05	True
17	Occupation	0,01	0,04	True

Задаємо порогове значення $IV=0,1$ для того, щоб відсікти фактори, які слабо впливають на залежну бінарну змінну Credit Rating. Отже найвпливовішими предикторами є: баланс поточного рахунку (Balance of Current Account), попередні кредити (Payment of Previous Credits), Тривалість

кредиту (Duration of Credit), об'єм заощаджень (Value of Savings), мета кредиту (Purpose of Credit), вік (Age), сума кредиту (Amount of Credit), найцінніші активи (Most Valuable Assets), оцінки яких ми можемо побачити у табл. 1.3.

Таблиця 1.3

Найбільш впливовіші фактори моделі

Variable	IV	Cramer`s V
Balance of Current Account	0,63	0,35
Duration of Credit	0,31	0,28
Payment of Previous Credits	0,29	0,25
Value of Savings	0,2	0,19
Purpose of Credit	0,17	0,18
Age	0,12	0,16
Amount of Credit	0,11	0,17
Most Valuable Assets	0,11	0,15

На наступному етапі необхідно розбити предиктори за категоріями, для того, щоб модель була більш простою та зрозумілою. Тому конвертуємо всі предиктори у дискретні за процентилями. Для цього скористаємося функцією Attribute Building. На виході ми будемо отримувати гістограми розподілу значень кожного фактора. Ліворуч буде відображено гістограму як вона є, праворуч – яка вона має бути, щоб був деякий лінійний перехід. Тому деякі стовпці треба з'єднати та визначити для них нову категорію. Виберемо спосіб категоризації змінних WoE, тоді дані гістограми можна прочитати таким чином, чим більше WoE, тим більше вірогідність того, що клієнт поверне банку борг без затримок. Отже, вихідна змінна баланс поточного рахунку (Balance of Current Account) наведена на рис. 1.1.

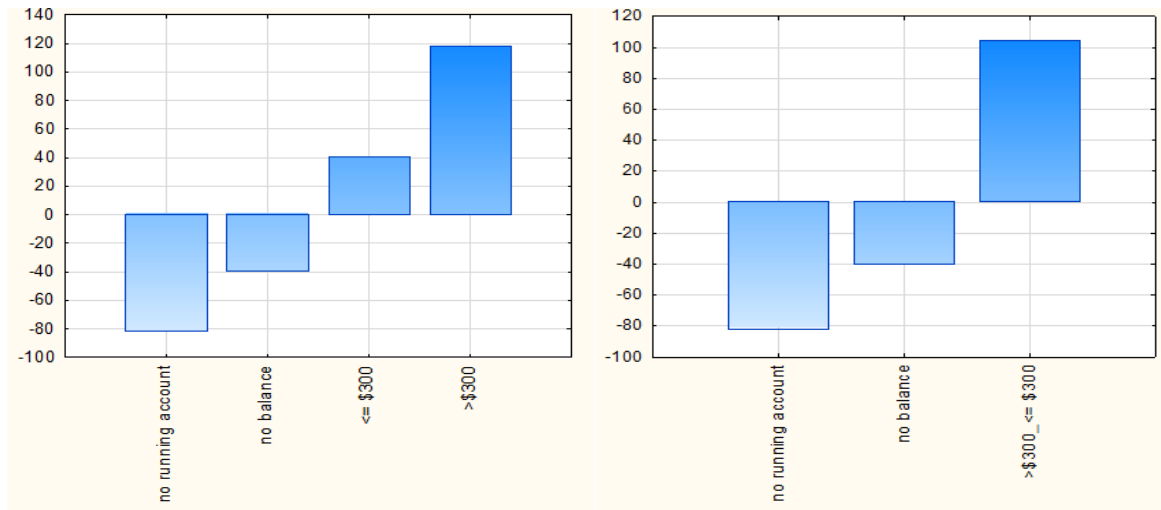


Рис. 1.1. Гістограма розподілу атрибутів баланс поточного рахунку (Balance of Current Account)

Гістограма розподілу атрибутів попередні кредити (Payment of Previous Credits), наведена на рис. 1.2.

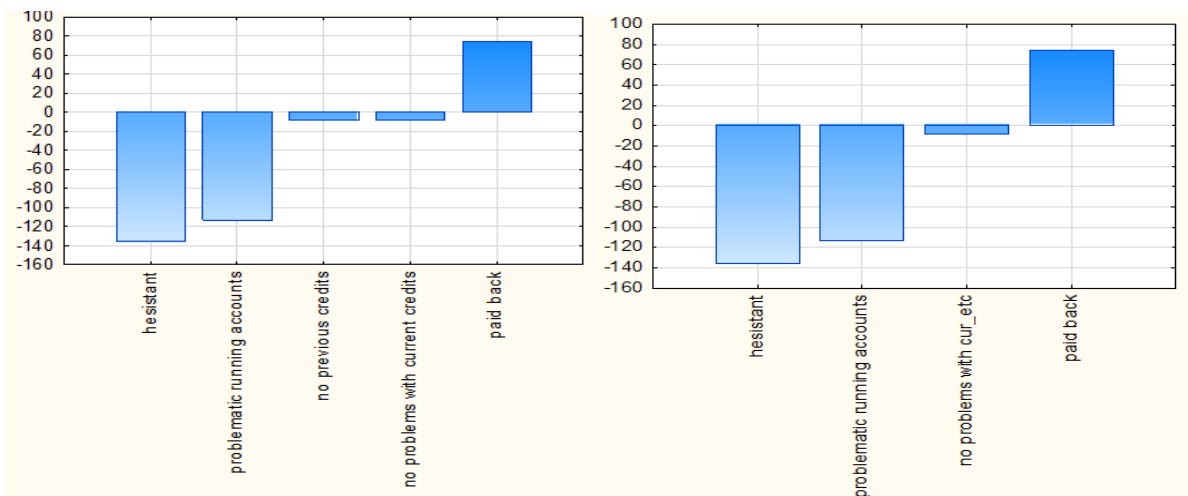


Рис. 1.2. Гістограма розподілу атрибутів попередні кредити (Payment of Previous Credits)

Розподіл даних змінної тривалість кредиту (Duration of Credit) наведено на рис. 1.3. Дану гістограму можна прочитати наступним чином. зі збільшенням тривалості кредиту падає платоспроможність.

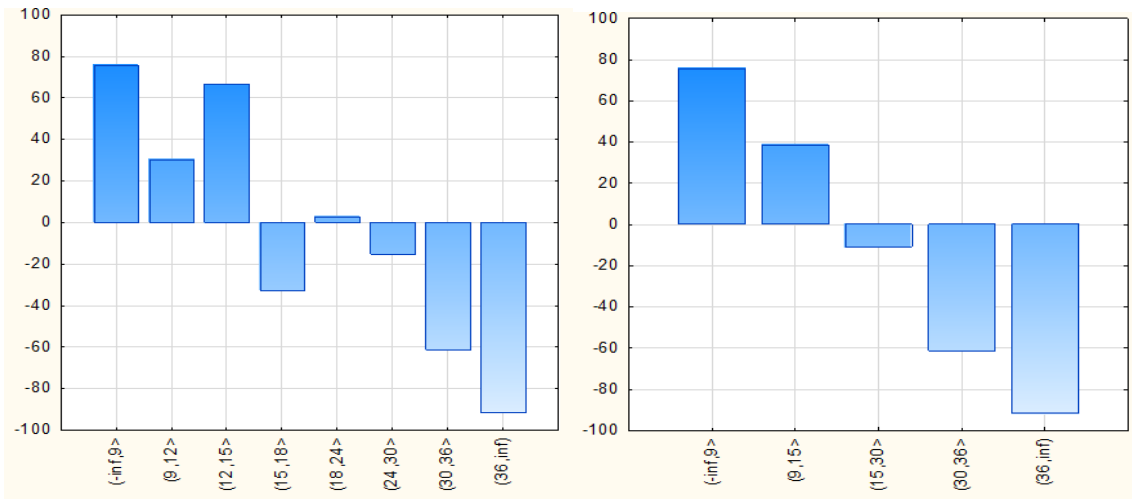


Рис. 1.3. Гістограма розподілу атрибутів тривалість кредиту (Duration of Credit)

Гістограму розподілу незалежної змінної об'єм заощаджень (Value of Savings) наведено на рис. 1.4.

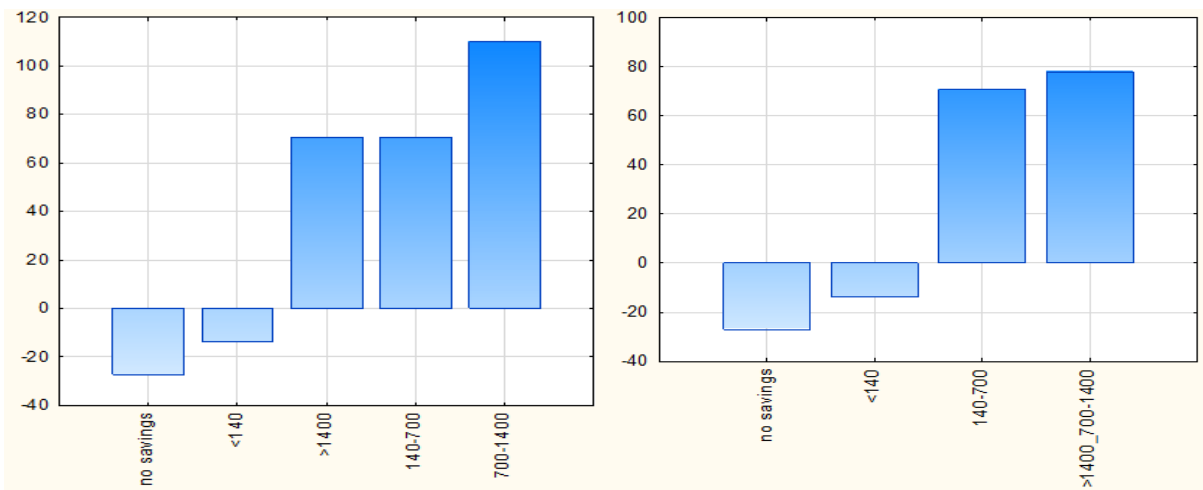


Рис. 1.4. Гістограма розподілу атрибутів об'єм заощаджень (Value of Savings)

Гістограму вихідної змінної мета кредиту (Purpose of Credit) наведено на рис. 1.5.

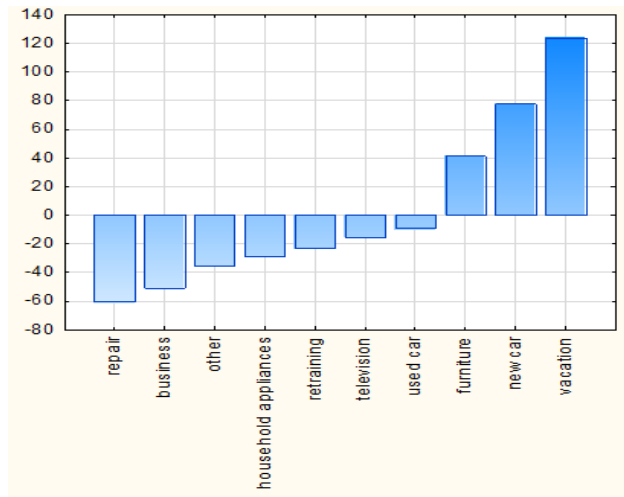


Рис. 1.5. Гістограма розподілу атрибутів

Гістограма розподілу атрибутів вік (Age) наведена на рис. 1.6.

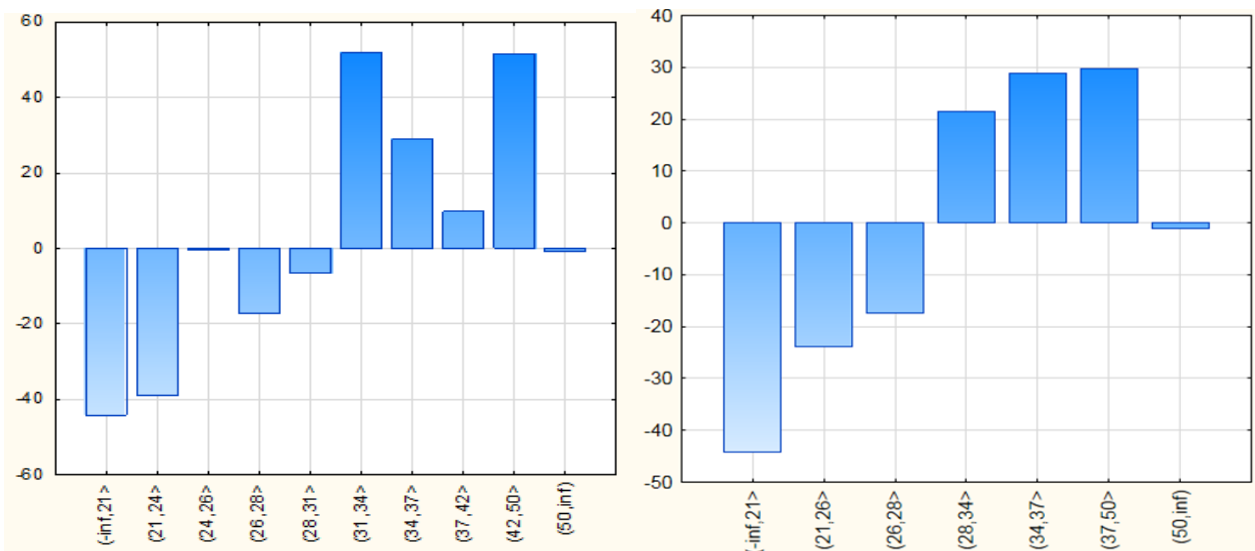


Рис. 3.6. Гістограма розподілу атрибутів вік (Age)

Розподіл даних змінної сума кредиту (Amount of Credit) наведено на рис.

1.7.

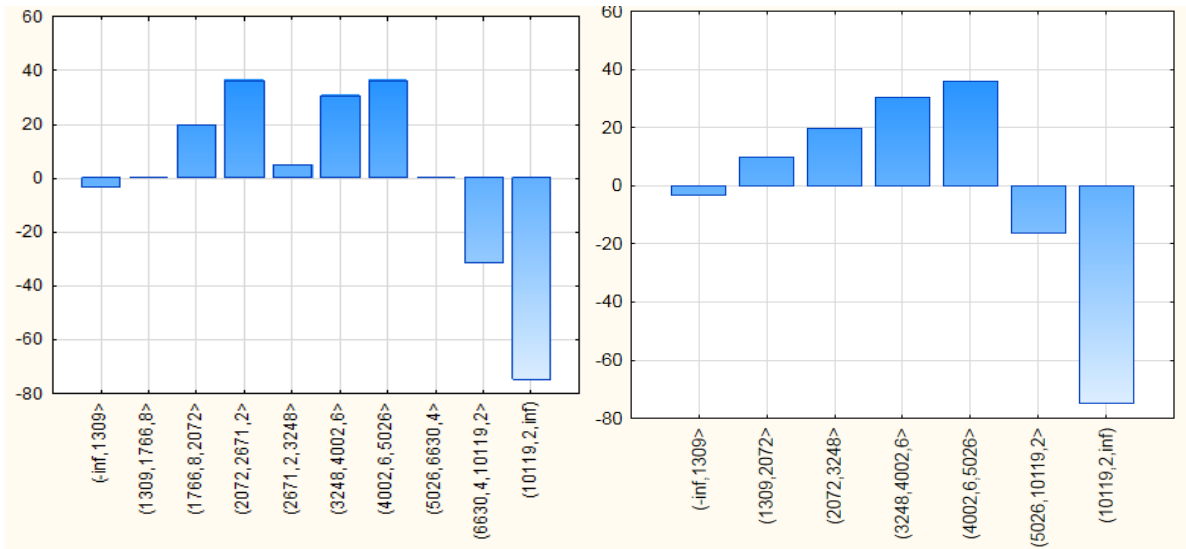


Рис. 1.7. Гістограма розподілу атрибутів сума кредиту (Amount of Credit),

Гістограму розподілу незалежної змінної найцінніші активи (Most Valuable Assets) наведено на рис. 1.8.

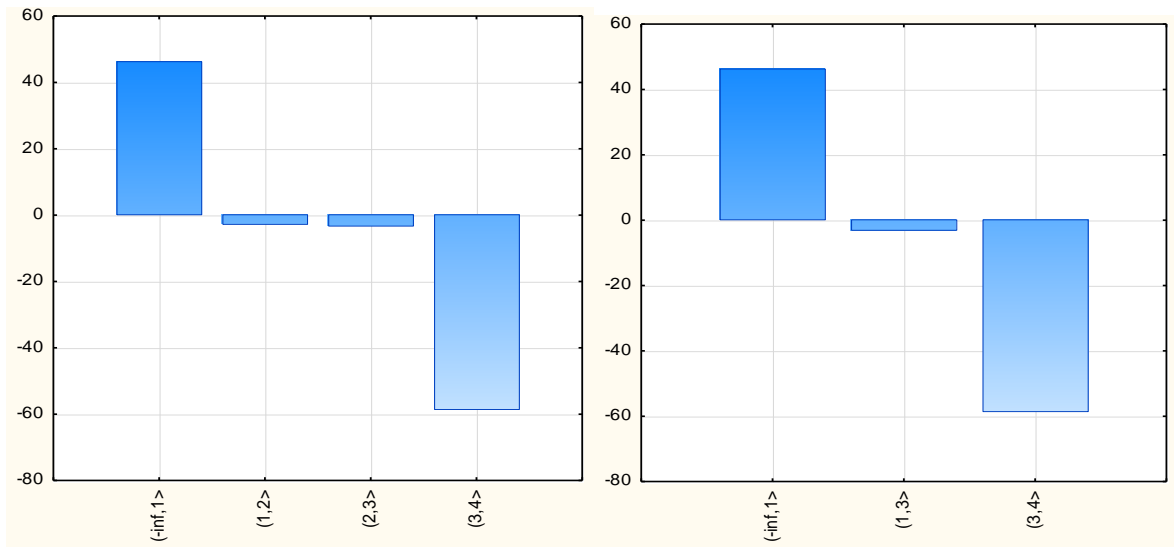


Рис. 1.8. Гістограма розподілу атрибутів найцінніші активи (Most Valuable Assets)

Далі за допомогою «Scorecard Preparation» побудовано логістичну регресію способом покрокового виключення, щоб присвоїти кожній дискретній змінній рейтингову оцінку, та оцінити значимість моделі. Способом категоризації змінних обираємо WoE,, значення якої наведено на рис. 1.9.

Credit Rating - Parameter estimates (Spreadsheet123)								
Distribution : BINOMIAL, Link function: LOGIT								
Modeled probability that Credit Rating = good								
Effect	Level of Effect	Column	Estimate	Standard Error	Wald Stat.	Lower CL 95, %	Upper CL 95, %	p
Intercept		1	0,844562	0,081131	108,3651	0,685548	1,003576	0,000000
Most Valuable Assets_categ		2	0,006244	0,002483	6,3242	0,001378	0,011110	0,011910
Value of Savings_categ		3	0,007807	0,001941	16,1727	0,004002	0,011611	0,000058
Age_categ		4	0,008466	0,003011	7,9047	0,002564	0,014368	0,004931
Purpose of Credit_categ		5	0,010002	0,001998	25,0629	0,006086	0,013918	0,000001
Payment of Previous Credits_categ		6	0,007717	0,001506	26,2706	0,004766	0,010669	0,000000
Duration of Credit_categ		7	0,008948	0,001727	26,8310	0,005562	0,012334	0,000000
Balance of Current Account_categ		8	0,007815	0,001029	57,6646	0,005798	0,009832	0,000000
Scale			1,000000	0,000000		1,000000	1,000000	

Рис. 1.9. Оцінка значимості моделі

Правила присвоєння рейтингової оцінки кожному предиктору наведено на рис. 1.10.

Scale parameters

Points to double the odds (pdo):

Odds to 1 at points

Factor: Offset:

Рис. 1.10. Правило присвоєння рейтингової оцінки

Далі здійснюється присвоєння оцінок кожному клієнту за допомогою скорингової карти. Після за допомогою модуля «Reject Inference» здійснюється присвоєння рейтингової оцінки новим клієнтам, а також будується прогноз залежної змінної – кредитний рейтинг. На вибір надається спосіб «Parceling» та «K-nearest neighbor».

Оцінку кожної вибірки відображено в модулі «Model Evaluation» на рис. 1.11.

	1 IV	2 KS	3 Gini	4 Divergence	5 Hosmer-Lemeshow	6 ROC
Scorecard2 Learning set	0,538	0,513	0,617	1,530	8,490	0,809
Scorecard2 Test set	0,454	0,472	0,596	1,425	7,155	0,798

Рис. 1.11. Оцінка побудованих моделей

Отже, можна зробити висновок, що за *Information Value (IV)* > 0,3 – модель має сильну прогнозу здатність, за критерієм $0,4 < KS < 0,5$ та $0,4 < GINI < 0,6$ – задовільна прогнозна здатність. Значення *ROC* показує, що модель вірно передбачила 80% випадків.

Виведемо графіки тестової та навчальної моделі, за допомогою якого можна визначити адекватність отриманих результатів (рис. 1.12). Так як отримані криві знаходяться близько, то можна зробити висновки про достатню якість отриманої моделі.

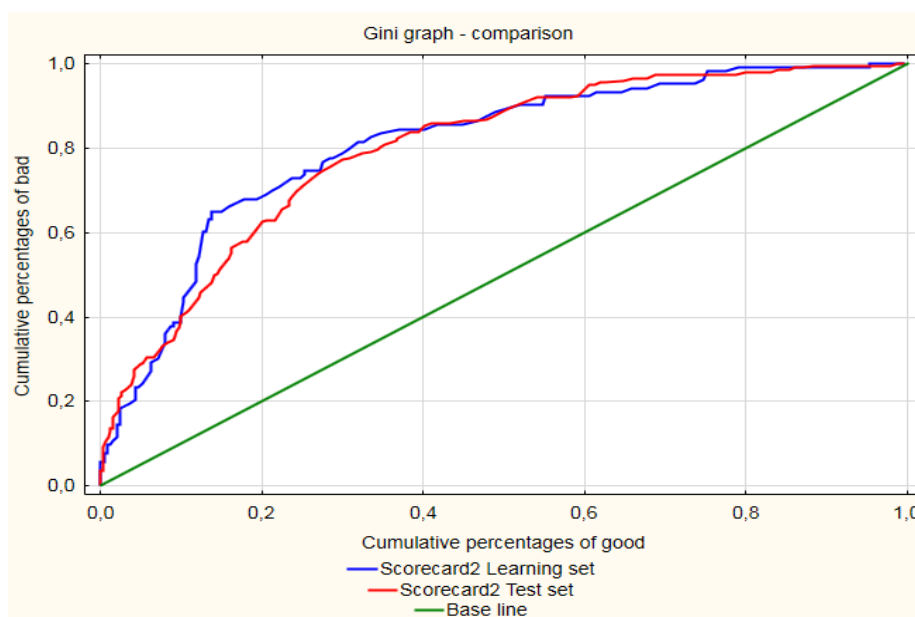


Рис. 2.12 Графік отриманих моделей

Також одним із способів оцінки якості моделі є побудова ліфтових карт, які дозволяють порівняти отриману модель з тривіальною (випадковою), тобто наскільки отримана модель дає вигравш. Те, що по горизонталі – це упорядковані спостереження від самого поганого до самого хорошого клієнта. Графік «Gain chart» (рис. 1.13) теж показує, наскільки побудована модель краща за випадковий вибір.

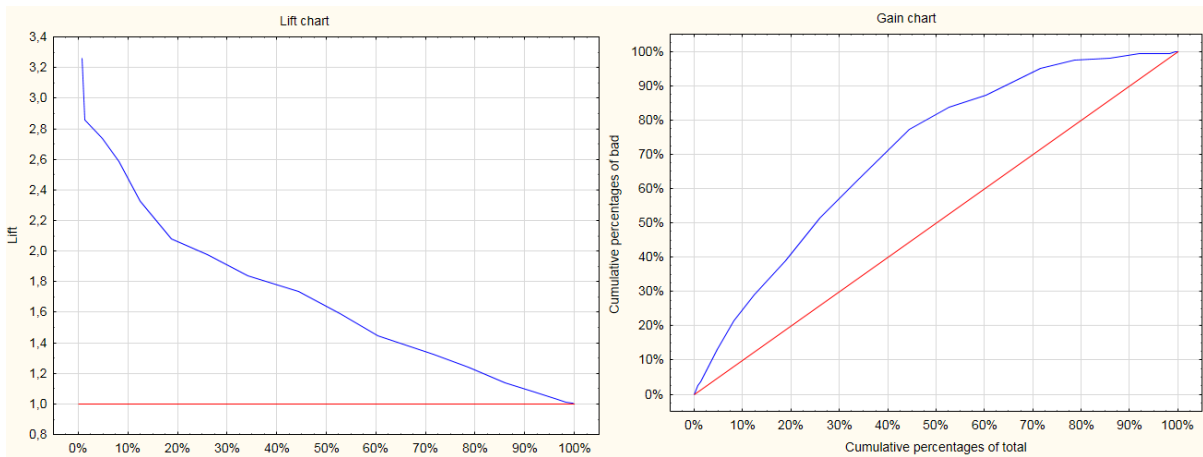


Рис. 1.13. Графік «Lift chart» та «Gaine chart»

Останнім етапом є знаходження точки відсікання «хороших» та «поганих» клієнтів. Для цього перейдемо до модулю «Cut-off Point Selection». Програма пропонує побудувати графік ROC-кривої та визначає точку відсікання поганих клієнтів. Графік отриманих результатів можна побачити на рис. 1.14.

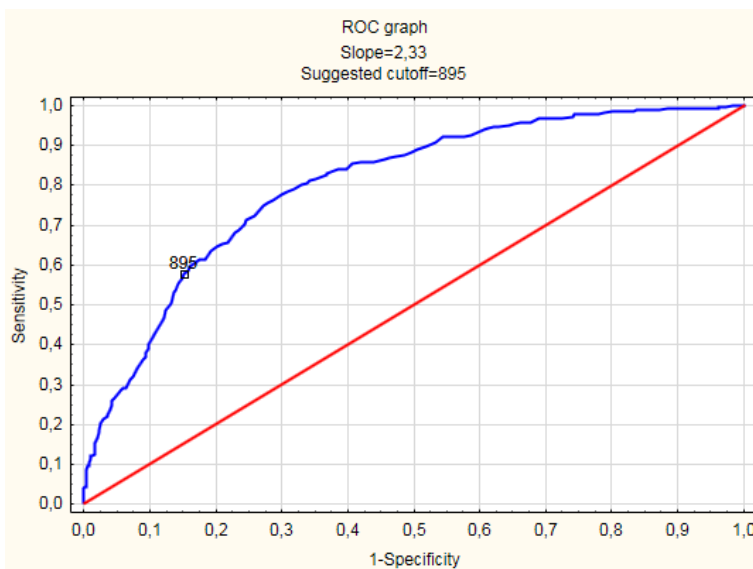


Рис. 1.14. ROC-крива та точка відсікання

Точкою відсікання є скоринговий бал, який дорівнює 895, доля поганих клієнтів дорівнює 17,6%. Якщо подивитися на графіки розподілу хороших та поганих клієнтів, то можна побачити на порозі відсікання хороших і поганих

клієнтів порівню (рис. 1.15). Це не правильно з точки зору кредитування, бо втрати від невиконання кредити перевищують дохід від погашеного займу.

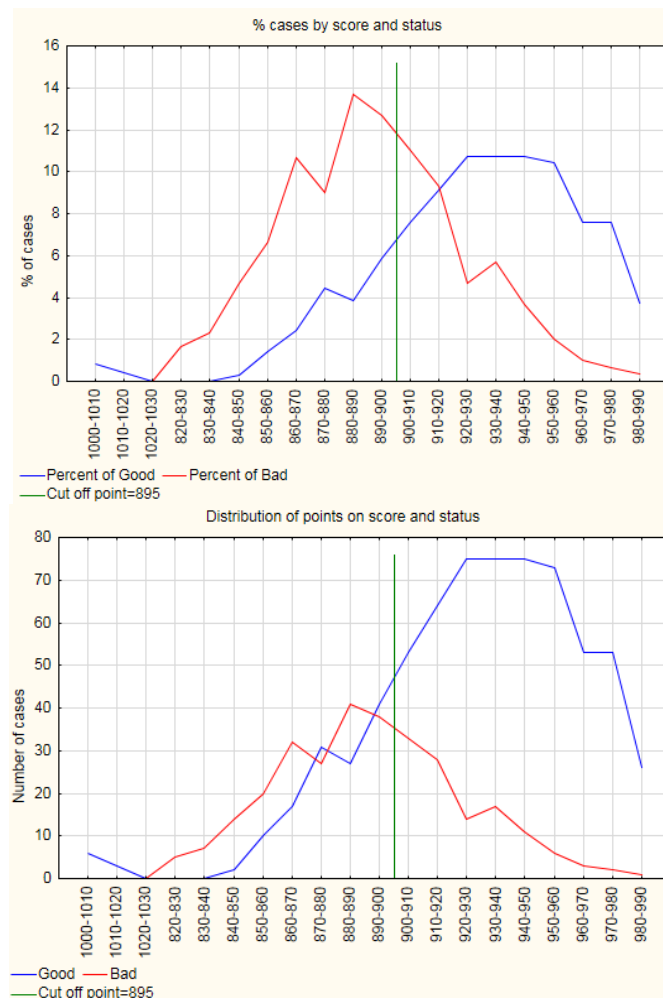


Рис. 1.15. Графік розподілу клієнтів, з точкою відсікання 895

Щоб такого не сталося, треба визначити дохід від хороших кредитів та втрати поганих. При доході 30%, а втратах 65%, точка відсікання дорівнює 912. Це можна побачити на рис. 1.16.

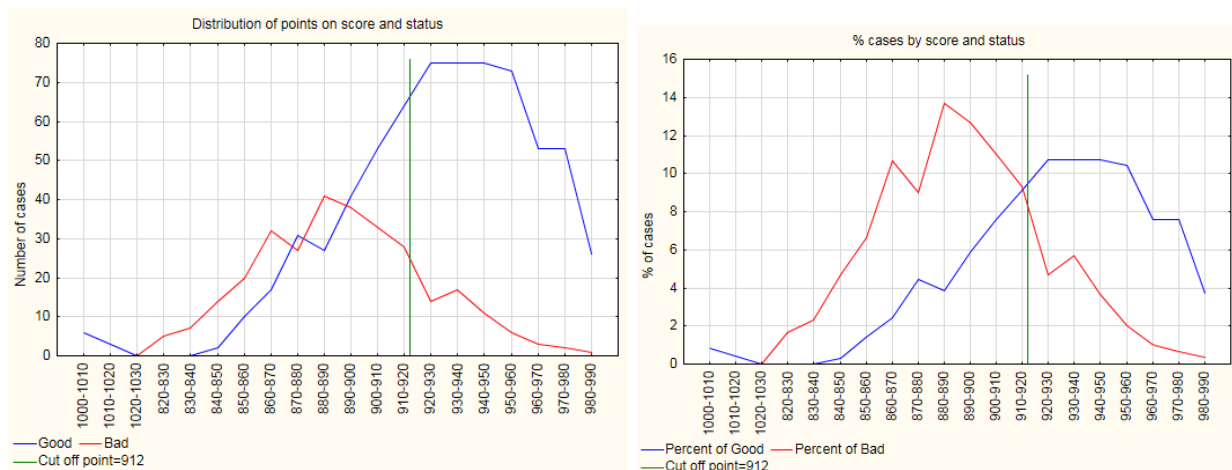


Рис. 1.16. Графік розподілу клієнтів, з точкою відсікання 912

При цьому погані клієнти становлять 12,5% від всіх клієнтів на заданому інтервалі. Отже, для того, щоб правильно визначити точку відсікання, потрібно враховувати втрати та доходи від надання кредиту певному клієнту. Звичайно, найдоцільніше було б позначити на графіку кілька точок відсікання, щоб найбільш точно визначити ступінь ризику. Це можна побачити з графіку, який наведено на рис 1.17.

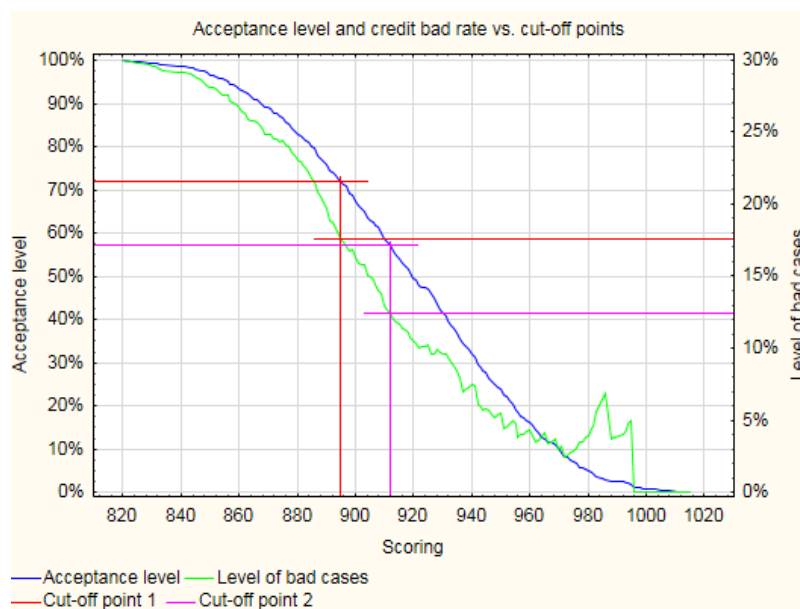


Рис. 1.17. Рівень прийняття і погана ставка кредиту проти точок відсікання

Тобто клієнтам з рейтингом менше 895 кредити не видаються. З позичальникам, які мають оцінку від 895 до 912 менеджер проводить додаткову бесіду, у якій дізнається додаткову інформацію і лише після цього приймається остаточне рішення. Клієнтам з рейтингом вищим з 912 позика видається.

Для вдосконалення оцінки кредитного ризику пропонується також використовувати VaR-моделі.

Для побудови моделі оцінки кредитного ризику з впровадженням моделі VaR, обробці піддалися дані за кредитами, видані комерційним банком юридичним особам. Обсяг проаналізованої вибірки склав 100 позик. За кожним позичальником була відома наступна інформація: сума отриманого кредиту; його внутрішній кредитний рейтинг; наявність/відсутність кредитної історії; дані за бухгалтерською звітністю; інформація про дефолти і зобов'язання.

Дефолтом у даному випадку вважаються такі події: позики з простроченою заборгованістю за погашенням основного боргу та/або відсотків понад 30 днів; позики позичальникам, по відношенню до яких порушено процедуру банкрутства, або йде процес їх ліквідації; позики позичальникам, за якими відомі факти істотного невиконання зобов'язань перед своїми контрагентами.

У разі виникнення хоча б однієї з зазначених ситуацій за позикою було зафіксовано дефолт. Загальна кількість кредитних операцій у вибірці становить 100, з них 15 – дефолтні. Вихідні дані наведено у табл. 1.4.

Таблиця 1.4

Кредитний портфель комерційного банку

Кредитний рейтинг	Кількість позичальників	Кількість дефолтів	Сума позики, грн
A	12	1	6 172 743
B	23	3	10 855 591
C	42	7	24 308 436
D	17	3	13 460 820
E	6	2	2 333 823
Сума	100	15	57 131 413

В комерційному банку основною є рейтингова система аналізу та оцінки позичальників, яка надає змогу проведення перевірки кредитоспроможності останнього. Така методика базується на якісних та кількісних характеристиках клієнтів. До таких відносяться: показники фінансової звітності, кредитної історії позичальника, тощо. Причому, перелік параметрів з яких складається рейтингова оцінка, розголошувати не можна. В кінці аналізу кредитний рейтинг та група ризику приписуються кожному позичальнику. Виділяють п'ять груп ризику за кредитами: А, В, С, D і Е, де А – найнадійніші позичальники, а Е – найбільш ризиковані.

Також в українській практиці виділяють кілька груп чинників, які впливають на кредитний рейтинг. Це залежить від того до якого галузевого сектору належить позичальник. Наприклад, для корпоративних позичальників зазвичай можна виділити наступні показники: фінансово-операційна маржа, виручка, ліквідність, прибутковість активів; якісні фактори: диверсифікація бізнесу, галузеві фактори, залежність від квот, регуляторів; характеристика взаємовідносин з кредитором – кредитна історія як в банку, так і кредитна історія в інших банках, проведення оцінки якості оборотів; індивідуальні фактори ризику та захисту від нього – політичні, юридичні ризики, недостатність інформації, захист від ризику у вигляді, гарантів, застав.

В процесі вибору факторів, крім їх суттєвості і економічного сенсу, варто враховувати, що на основі деяких з них необхідно буде зібрати достатню історію для аналізу. Крім цього, не слід вибирати багато показників, тому що, швидше за все, більшість з них можуть виявитися взаємозалежними, а це може привести до складнощів визначення їх ваг.

Рейтингові групи дозволяють об'єднати схожих по фінансовому стану позичальників. Приклад такого поділу представлений у табл. 1.5.

Рейтингові групи позичальників

Група	Пояснення
А	Висока і виняткова здатність виконувати фінансові зобов'язання.
В	Наявність достатньої здатності виконувати фінансові зобов'язання, але присутня висока чутливість по відношенню до несприятливих ділових, фінансових і економічних умов на досить тривалому інтервалі часу.
С	Не загрожує небезпека в короткостроковій перспективі, але є істотна невизначеність, яка пов'язана з чутливістю щодо несприятливих ділових, фінансових і економічних умов.
Д	На даний момент є значний ризик невиконання зобов'язань. Виконання зобов'язань повністю залежить від сприятливих ділових, фінансових і економічних умов.
Е	У поточний момент позичальник перебуває в дуже серйозній небезпеці. Погашення всіх зобов'язань визнається мало можливим.

Нехай банк має ефективну рейтингову систему градації позичальників, яка дозволяє чітко відокремлювати надійних позичальників від проблемних. Тоді може бути встановлено наявність взаємозв'язку між дефолтними позичальника і рейтингом, який йому присвоєно.

На основі цього, можна зіставити кожній групі рейтингу оцінку ймовірності дефолту. Для цього візьмемо частоту виникнення дефолтів позичальників кожної з груп (табл. 1.4). Припустимо, що розглядаються позичальники з рейтингом А. Нехай в цій групі є N_A компаній-позичальників, а ND_A з них виявилися нездатними виконати свої зобов'язання перед банком. Тоді оцінка ймовірності дефолту $P(D)_A$ для позичальників з рейтингом А буде проводитися за такою формулою (1.1):

$$P(D)_A = \frac{ND_A}{N_A} \quad (1.1)$$

де $P(D)_A$ – оцінка ймовірності дефолту позичальників з рейтингом А;

ND_A – кількість дефолтів позичальників, що входять в групу А;

N_A – загальна кількість компаній, що входять в групу А.

Після проведення процедури для кожної групи ризику, безпосередньо отримаємо табл. 1.6 співвідношення рівня дефолтності та рейтингів групи позичальників.

Таблиця 1.6

Співвідношення рівня дефолтності та рейтингу групи позичальників

Рейтинг	Ймовірність дефолту	RR_i
A	$P_A = 0,08$	0,45
B	$P_B = 0,13$	0
C	$P_C = 0,17$	0
D	$P_D = 0,21$	0
E	$P_E = 0,33$	0

На наступному етапі на основі отриманих даних буде вирішена задача розрахунку очікуваних втрат кредитного портфеля, що аналізується.

Розрахунок очікуваних втрат здійснюється за формулою (1.2):

$$EL_p = \sum_{i=1}^N (PD_i * CE_i * (1 - RR_i)), i = 1, \dots, 100 \quad (1.2)$$

де EL_p – очікувані втрати аналізованого кредитного портфелю;

PD_i – оцінка ймовірності настання дефолту i -го позичальника в портфелі. Кожному позичальнику у відповідність ставиться оцінка ймовірності дефолту в залежності від рейтингу, який йому присвоєно;

CE_i – вартість активів, які банк втратить у разі дефолту контрагента. Фактично величина втрат є сумою заборгованості за кредитом і відсотками, нарахованими на момент визнання позики проблемною. Іноді також враховуються витрати банку на вимогу кредиту. Слід зазначити, що в зв'язку з відсутністю більш докладних даних в даному дослідженні під CE_i приймається тільки сума поточної позикової заборгованості i -того позичальника;

RR_i – рівень можливого відшкодування втрат у разі дефолту i -го контрагента. Як відомо, всі кредити в банку поділяються на три категорії забезпеченості: повністю забезпечені, частково забезпечені і незабезпечені (іноді їх ще називають бланковими).

Для багатьох класів активів Базельський комітет з банківського нагляду пропонує банкам використовувати фундаментальний (foundation) і продвинутий (advanced) підходи при розрахунку величини LGD , запропоновано у табл. 1.7.

Таблиця 1.7

Підходи до оцінки LGD , запропоновані Базель II

Фундаментальний (foundation) підхід	Продвинутий підхід (advanced) підхід
$LGD = 45\%$ для незабезпечених заставою корпораціям, банкам та державним облігаціям	Для оцінки кредитного ризику роздрібних позик допускається тільки продвинутий підхід
$LGD = 75\%$ для субординованих вимог (Оскільки ймовірність відшкодування вимог неплатоспроможним позичальником нижче)	Банк має право використовувати власні оцінки LGD , але тільки якщо вони відповідають вимогам Базель II

Шляхом експертних оцінок визначається доля реалізації застави, гарантій:

$$RR_i = 1 - LGD_i, \quad (1.3)$$

де LGD_i – втрати у випадку дефолту.

Якщо потрібно оцінити ймовірність настання дефолту окремого позичальника PD_i , то необхідно, перш за все, виділити основні характеристики, які безпосередньо впливають на нездатність клієнта виконати свої зобов'язання. Специфіка даних, що впливають на зазначену змінну, вимагають застосування логіт-моделі. Логіт-модель дозволяє найкращим чином відобразити зв'язок різних факторів ризику і дефолтів, які беруть бінарні значення 0 або 1:

$$P\{y_i = 1|X\} = \Lambda(x * \beta) \quad (1.4)$$

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 * x_{1i} + \beta_2 * x_{2i} + \dots + \beta_k * x_{ki} + \varepsilon_i \quad (1.5)$$

де i – номер позичальника ($i = 1, \dots, n$);

β_k – невідомі коефіцієнти;

ε_i – випадкова величина;

Λ – логіт-функція.

В якості ознаки, у результаті використовується бінарна змінна y_i , що відображає факт настання дефолту позичальника, формула (1.6):

$$y_i = \begin{cases} 0 & \text{– позичальник виконав зобов'язання;} \\ 1 & \text{– дефолт позичальника (не виконав зобов'язання).} \end{cases} \quad (1.6)$$

Проведемо розрахунок очікуваних втрат по кожному позичальнику у вже згадуваному портфелі EL_i і в загальному по кредитному портфелю EL_p , розрахунки яких наведено в табл. 1.8.

Таблиця 3.8

Очікувані втрати по кожному позичальнику, грн.

Портфель, що аналізується	Сума очікуваних втрат, грн
EL_A	282 917
EL_B	1 415 946
EL_C	4 051 406
EL_D	2 375 438
EL_E	777 941
EL_p	8 903 648

Проведений розрахунок показав, що значення очікуваних втрат EL_p при кредитуванні складе 8 903 648 грн. або 15,58% від портфелю.

Розрахунок несподіваних втрат (UnexpectedLoss, UL_p).

Для того щоб оцінити рівень несподіваних втрат по портфелю, необхідно обчислити VaR . Перейдемо до алгоритму оцінки кредитного ризику портфеля за допомогою методу Монте-Карло (табл. 1.9). Алгоритм моделювання складається з наступних кроків:

Для кожного позичальника кожного класу генеруються рівномірно розподілені на відрізку від 0 до 1 випадкові величини, формула (1.7):

$$\varepsilon_i^k \in R(0; 1), i = 1, \dots, N_A \quad (1.7)$$

де N_A – кількість позичальників з певним рейтингом в кредитному портфелі банку;

k – кількість повторень кроків алгоритму, $k = 1, \dots, 100$.

Таблиця 1.9

Розрахунок методом Монте-Карло

N_A	$k = 1$	$k = 2$	$k = 3$	$k = 4$	$k = 5$
1	2	3	4	5	6
1	0,899778	0,694082	0,166458	0,876453	0,644228
2	0,975015	0,425889	0,460620	0,045291	0,198559
3	0,276195	0,842863	0,403921	0,116707	0,881849
4	0,304578	0,385661	0,214885	0,931605	0,498095
5	0,048482	0,298306	0,201007	0,342921	0,431260
6	0,888094	0,095777	0,830908	0,758129	0,604727
7	0,286778	0,493117	0,149142	0,964188	0,925422
8	0,866947	0,134917	0,623639	0,289583	0,285295
9	0,151666	0,810109	0,399667	0,903014	0,933681
10	0,942132	0,975521	0,221607	0,971811	0,905633
11	0,441036	0,527173	0,415114	0,091441	0,080048
12	0,432865	0,209648	0,680520	0,941781	0,492437

Виходячи з результатів залежності дефолтних позичальника від присвоєного йому рейтингу, розраховується рівень збитків по кожному позичальнику, що належить певній групі, Настанням дефолту в моделі

вважається перевищення згенерованою випадковою величиною ймовірності, яка доповнює до 1 ймовірність дефолту відповідної групи рейтингу, формула (1.7):

$$L_i^k = \begin{cases} CE_i, & \text{якщо } 1 > \varepsilon_i^k \geq 1 - P(D)_{\text{група_ризик}} \\ 0, & \text{якщо } 0 < \varepsilon_i^k < P(D)_{\text{група_ризик}} \end{cases} \quad (1.8)$$

де L_i^k – рівень збитків за позичальником,

CE_i – сума заборгованості i -у позичальнику;

$P(D)_A$ – оцінка ймовірності дефолту позичальника з рейтингом А

Розраховуються сукупні збитки по позичальниках кожної групи шляхом підсумовування втрат по кожному клієнту з даної групи, формула (1.9):

$$L_{\text{група_ризик}}^k = \sum_{i=1}^{N_A} L_i^k \quad (1.9)$$

Аналогічна процедура проводиться для позичальників з іншими присвоєними рейтингами і обчислюється сукупний рівень втрат по кредитному портфелю L_p^k , формула (3.10):

$$L_p^k = L_A^k + L_B^k + L_C^k + L_D^k + L_E^k \quad (1.10)$$

Перші чотири кроки алгоритму 1-4 повторюються велику кількість разів, і по вибірці L_p^k будується емпірична функція розподілу втрат за кредитним портфелем, Результати 100 експериментів Монте-Карло дозволили побудувати емпіричну функцію розподілу, яку можна побачити на рис. 1.18.

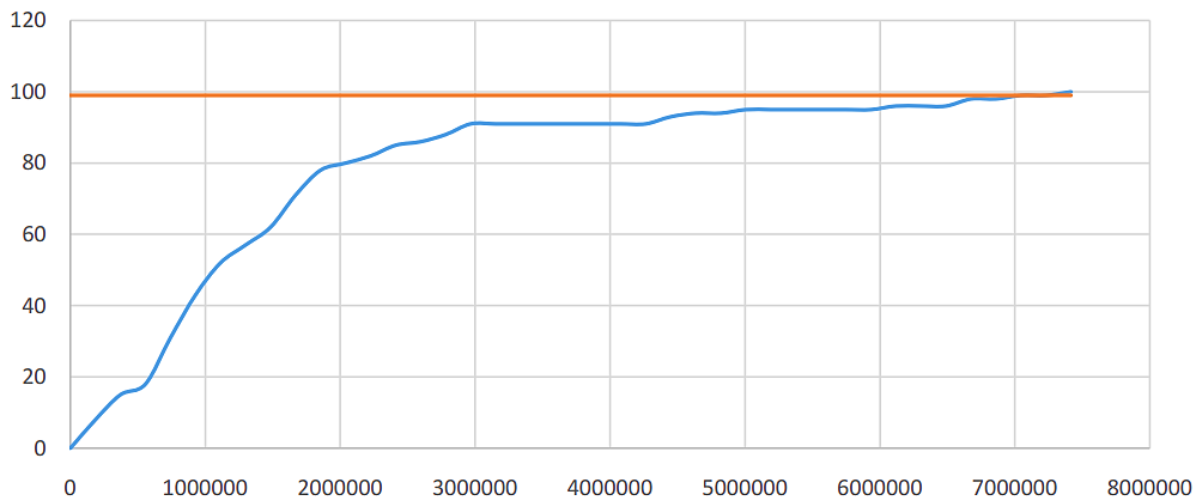


Рис. 1.18. Розподіл втрат за кредитним портфелем

Емпірична функція розподілу дає можливість оцінити кредитний ризик портфеля на основі методології Value-at-Risk. По заданому довірчому рівню $P_L = 0,99$ находимо $P\{L < VaR\} = 0,01$. Знайдене значення $VaR^{0,99\%}$ з горизонтом в один рік для аналізованого портфеля склало 8 903 648 грн.

$$Credit VaR = VaR^{0,99\%} - EL_p = 8\,903\,648 - 7\,232\,184 = 1\,671\,464 \text{ грн.}$$

що дорівнює 2,93% від суми кредитного портфеля. У відсотковому вираженні рівень VaR кредитного портфеля має $15,58\% + 2,93\% = 18,51\%$ від суми всіх кредитів портфеля.

При кожній структурній зміні кредитного портфеля, виникає необхідність регулярного повторювання усієї системи оцінювання кредитного ризику певного портфеля, також постійно має оновлюватися база даних з інформацією клієнтів. На випадок аналізу інших новіших моделей, у яких будуть нові вагомі параметри для даного типу аналізу, можна завжди модернізувати механізм системи аналізу ймовірності дефолту. Саме розмір неочікуваних збитків, або *Credit Var*, є визначальним параметром, який показує надійність конкретного кредитного портфеля, а також комерційного банку в цілому.

Отже в роботі було розроблено та реалізовано комплексну скоринг-модель оцінки кредитоспроможності юридичної особи позичальника. Реалізація моделі відбувалася у два етапи. Перший – оцінка фінансового ризику, другий – оцінка ділового ризику. На основі даних моделей розроблено комплексну

скорингову модель оцінки кредитного ризику, яка враховує вплив як кількісних, так і якісних показників. Дана модель дозволяє оцінити рейтинг потенційного позичальника в балах (від 0 до 100), що є достатньо зручним для сприйняття, а також і для порівняння рівня надійності підприємств-позичальників між собою. Бальна оцінка підприємств також досить зручна при веденні моніторингу, коли необхідно провести групування та ранжування позичальників за класами фінансової стійкості та прослідкувати динаміку зміни як окремого клієнта, так і складових елементів кредитного портфелю (груп клієнтів).

Процес оцінки кредитного ризику кредитного портфелю базувався на методології VaR. В рамках цієї концепції під кредитним ризиком маються на увазі максимально можливі збитки по портфелю для заданої довірчої ймовірності, які, в свою чергу, підрозділяються на очікувані і несподівані втрати. Для обчислення рівня очікуваних втрат проведено аналіз кредитного ризику на індивідуальному рівні за допомогою побудови залежності дефолтних позичальників від їх характеристик і частотного підходу до оцінки ймовірності. Значення несподіваних втрат розраховувалося шляхом обчислення показника VaR методом статистичних випробувань Монте-Карло. Отриману в результаті величину очікуваних втрат слід використовувати в якості орієнтира для створення резервів на можливі втрати по позиках. Розмір несподіваних втрат для підтримки рівня надійності банку повинен покриватися капіталом банку.

Використання розроблених моделей оцінки дасть можливість керівництву банку здійснювати постійний моніторинг рівня ризику, планувати можливі композиції і встановлювати ліміти на кредити.

ЛІТЕРАТУРА

1. Александрова А. Є. Вплив факторів кредитного ризику на стабільність банківської системи [Електронний ресурс]: – Режим доступу: <http://ea.donntu.edu.ua:8080/jspui/bitstream/123456789/21084/1/Aleksandrova.pdf>

2. Аналітичний огляд банківської системи України [Електронний ресурс]: Національне рейтингове агентство «Рюрік» – Режим доступу : <http://rurik.com.ua/our-research/branch-reviews/1187>.
3. Банківська система України: становлення і розвиток в умовах глобалізації економічних процесів [Текст] : монографія / за ред. д.е.н. проф. О. В. Дзюблюка. – Тернопіль: Астон, 2012. – 358 с.
4. Бойко Д. Використання норм обов'язкових резервів у грошово-кредитній політиці України [Текст]/ Д. Бойко, О. Коковіхіна // Економічний часопис – XXI. – 2011. – №3-4. – С. 45-47.
5. Бугель Ю. Напрями удосконалення сучасних методів управління банківським кредитним портфелем [Текст] / Ю. Бугель // Галицький економічний вісник. – 2010. – №2(27). – С. 157-163.
6. Верхуша Н. П. Концептуальні основи управління кредитним ризиком банку на основі системного і процесного підходів / Н. П. Верхуша // Актуальні проблеми економіки. – 2012. – № 4 (130). – С. 246 – 252
7. Внукова Н. Мінімізація ризику кредитування фізичних осіб [Текст] / Н. Внукова, Ю. Шевченко, М. Кулешова // Фінансово-кредитна діяльність: проблеми теорії та практики. – 2011. – №1 (10). – С. 60-65.
8. Гарбар Ж. В. Управління кредитним ризиком комерційного банку [Електронний ресурс]: – Режим доступу: <http://intkonf.org/ken-garbar-zhv-stafiychuk-lv-upravlinnya-kreditnim-rizikom-komertsiynogo-banku>
9. Ковалев А. Кредитный риск-менеджмент [Текст] : монографія / А. Ковалев. – К.: Сузір'я, 2007. – 406 с.
10. Кредитний ризик комерційного банку [Текст] : навч. посібник / В. Вітлінський та ін. – К. : Знання, 2000. – 251 с.
11. Кредитування та ризику [Текст] : навч. посібник / М. Денисенко, В. Домрачев, В. Кабанов, А. Ігнатенко. – К. : Професіонал, 2008. – 480 с.
12. Парасій-Вергуненко І. Аналіз банківської діяльності [Текст] : навч. посіб. / І. Парасій-Вергуненко. – К. : КНЕУ, 2003. – 347 с.

13. Прут М. Управління ризиками в банківській діяльності [Текст] / М.Прут // Ринок праці та зайнятість населення. – 2010. – № 3. – С. 20-23.
14. Супрунович Є. Управління кредитним ризиком [Текст] / Є. Супрунович // Банкаускі веснік. – 2004. – № 25. – С. 25-31.
15. Хайлук С. Оцінка ефективності банківської діяльності на основі методу згортки даних [Текст] / С. Хайлук // Бизнес-Информ. – 2010. – № 4 (2). – С. 99-102.
16. Череп А. Управління кредитними ризиками як фактор підвищення ефективності банківської діяльності [Текст] / А. Череп, А. Ниценко // Економічний простір. – 2009. – № 23/2. – С. 44-49.
17. Швець Н. Ризики банківських установ: проблеми визначення та управління [Текст] / Н. Швець // Регіональна економіка. – 2008. – №4. – С. 97-99.
18. Юмашева Е. Инструменты диверсификации кредитных рисков как фактора модернизации экономики [Електронний ресурс] / Е. Юмашева, Л. Дробышевская, К. Исаков // Экономика и экологический менеджмент. – 2011. – № 2. – Режим доступа: <http://economics.ihbt.ifmo.ru/file/article/6662.pdf>.
19. Altman E. I. Corporate Distress Prediction Models in a Turbulent Economic and Basel II Environment / E. I. Altman // NYU Working Paper. – 2002. – No. FIN-02-052. Available at SSRN: <http://ssrn.com/abstract=1294424> .
20. Basel Committee on Banking Supervision, Principles for the Management of Credit Risk, Bank for International Settlements, 200. [Electronic Resource]. – Mode of access : <http://bis.org/>. – Title from the screen.
21. Michta, M. High order stochastic inclusions and their applications / M. Michta, J. Motul // Stochastic analysis and applications. — 2005. — Vol. 23. — P. 401 – 420.
22. Pardoux, E. Sur des equations aux derivees partielles stochastique monotones/ E. Pardoux // C.R. Acad. Sci. Paris. Ser. A. — 1972. — Vol. 275, № 2. — P. 101—103