



# ПРОГНОЗУВАННЯ ДОХІДНОСТІ БАНКІВСЬКИХ ПРОДУКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ СКОРИНГОВОГО ПІДХОДУ

УДК 519.226; 336.717.06

## БІДЮК Петро Іванович

д.т.н., професор, професор Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ», м. Київ.

**Наукові інтереси:** аналіз нестационарних часових рядів, імовірнісне прогнозування, ідентифікація, математичне моделювання і прогнозування фінансових ризиків.

**e-mail:** pbidyuke@gmail.com

## ДЕМКІВСЬКИЙ Євген Олександрович

к.т.н., доцент, доцент кафедри інформаційних систем факультету комп'ютерних наук та кібернетики Київського національного університету імені Тараса Шевченка

**e-mail:** demkivsky@gmail.com

**Наукові інтереси:** моделювання та прогнозування динамічних систем, побудова оптимальних систем підтримки прийняття рішень на основі математичних моделей та сучасних методів управління.

## ПУДЛО Ілля Віталійович

магістр Інституту прикладного системного аналізу НТУУ «КПІ», м. Київ.

**Наукові інтереси:** ідентифікація, математичне моделювання і прогнозування фінансових ризиків.

**e-mail:** IlliaPudlo@gmail.com

## ДЕМКІВСЬКА Тетяна Іванівна

к.т.н., доцент, доцент кафедри Інформаційних технологій проектування Київського національного університету технологій та дизайну.

**Наукові інтереси:** моделювання та прогнозування процесів на основі комп'ютерного моделювання часових рядів, побудова оптимальних систем підтримки прийняття рішень на основі математичних моделей та сучасних методів управління

**e-mail:** demkivskiy@gmail.com

### Вступ

В ефективному функціонуванні банківських установ в умовах ринкової економіки та в умовах кризових явищ важливе місце повинна зайняти стратегія управління ризиком. Стратегія управління ризиком повинна поєднувати внутрішньобанківську діяльність із механізмами з боку Національного банку України та інших державних структур [ 1 ].

Кредитування є найбільш прибутковим і одночасно ризикованим видом банківської діяльності. Висока частка проблемного кредитного портфелю може спричинити банкрутство банку, а через його положення в економіці, до цілого ряду банкрутств, пов'язаних з ним суб'єктів господарювання. Тому управління кредитним

ризиком є необхідною частиною стратегії і тактики розвитку будь-якого банку.

Із збільшенням об'ємів кредитування актуалізуються і задачі управління кредитним ризиком банку. В зв'язку з цим розробка методів оцінки і механізму регулювання кредитних ризиків забезпечує зміцнення фінансового положення банку.

Кредитний ризик є одним із найбільш вивчених видів ризику, для оцінки характеристик якого розроблено багато методів (серед існуючих методів оцінки кредитного ризику є скоринг, методика Монте-Карло, методика НБУ, методика Базельського комітету тощо).

Базовим та одним із найбільш поширеним елементом стратегії управління ризиком є скоринг.

Скоринг є математичною або статистичною моделлю, за допомогою якої на основі кредитної історії «минулих» клієнтів банк намагається визначити, наскільки велика вірогідність, що конкретний потенційний позичальник поверне кредит в строк [2, 3, 4].

Його суть полягає в тому, що кожному параметру, що характеризує позичальника, надається реальна оцінка в балах. Таким чином, у спрощеному вигляді, скорингову модель можна представити як зважену суму визначених характеристик позичальника: вік, сімейний стан, місце роботи, дохід та багато інших факторів. Така методика є знеособленою і може застосовуватися як для фізичних, так і для юридичних осіб.

Скоринг є класифікаційною задачею, де виходячи з наявної інформації необхідно одержати функцію, що найточніше розділятиме вибірку клієнтів на «поганих» і «хороших». Скорингові моделі є первинним індикатором кредитоспроможності потенційного позичальника. На їх основі експерт ухвалює остаточне рішення про видачу кредиту [5, 6, 7].

Можна виділити два основні типи кредитного скорингу, незалежно від того яка саме цільова змінна прогнозується – це:

– аплікаційний скоринг – оцінка клієнта без використання інформації про його попередню поведінку в компанії (базуючись на соціо-демографічних характеристиках клієнта). Найчастіше модель будується на прогнозуванні ймовірності дефолту (недотримання зобов'язань) клієнта в перші  $n$  місяці життя кредиту. Основне завдання відділити на портфельному рівні групи клієнтів з високою ймовірністю дефолту та запобігти видачі кредиту таким клієнтам.

– поведінковий скоринг – оцінка клієнта з використанням інформації про його попередню поведінку в компанії. Найчастіше використовуються для застосування тих чи інших дій до клієнта вже в процесі обслуговування ним боргу. Діапазон прогнозування набагато ширший ніж в аплікаційному скоринзі: ймовірність дефолту, прогнозування повернення після дефолту, ймовірність відтоку клієнта з банку (закриття договору), ймовірність переоплати по кредиту, ймовірність додзвону тощо.

Статистичне прогнозування в кредитному скорингу базується не на багаторазовому повторенні експерименту для одного клієнта (що технічно є неможливим), а в групуванні клієнтів в подібні групи по демографічних, бізнесових, поведінкових характеристиках та в знаходженні взаємозв'язку між характеристиками, що визначають ці групи, та цільовою змінною.

Прогнозоване значення цільової змінної розбивається для зручності на сегменти, – рейтингові класи, і стратегії всіх подальші дій з клієнтом та його кредитами приймаються на рівні рейтингу [8, 9].

Основний статистичний метод, який в останнім часом асоціюється в банках з кредитним скорингом – це логістична регресія [10, 11]. Поряд з іншими більш витонченими та складнішими моделями вона має дві суттєві переваги:

- простота інтерпретації;
- стабільність.

Вагові коефіцієнти отримані в результаті розрахунків легко переводяться в скорингові бали та карти, які в свою чергу інтерпретуються просто: «краща група клієнтів – більший бал». Ризик-менеджмент більшості європейських банків не сприймає моделі на кшталт «чорний ящик», в яких логіка виведення рішення по конкретному запису(клієнту) настільки складна, що не може бути доволі просто, а то і взагалі відображена аналітично, тобто формулами на листку паперу. Прикладами таких моделей є моделі нейронних мереж, SVM, метод  $k$ -найближчих сусідів, Random forests тощо. Поряд з іншими статистичними методами, які можуть давати несуттєвий приріст до предикативної сили моделі, логістична регресія є однією з найбільш стабільних, тобто такою що зберігає свою силу протягом довгого періоду часу і не потребує частішої перебудови. Крім того наявність класичної скоркарти дозволяє якісно «моніторити» модель та давати відповіді на питання, які характеристики моделі (фактично її складові частинки) дають збої в предикативності та зсуви в популяції.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Починаючи з 2006 року банки в Україні почали приділяти значно більшу увагу кредитним ризикам. З того часу були розвинуті знання у цій сфері та побудовано безліч моделей для мінімізації та контролю кредитного ризику. Попри це існує ще один ризик, який може нане-

сти банку не менші збитки від кредитного. Він пов'язаний із клієнтами які користуються продуктами із грейсовим (пільговим) періодом або достроково закривають кредит.

Даний вид ризику полягає у тому, що банк, залучивши ресурси під певний відсоток (за певну ціну), не отримує прибутку від подальшої видачі цих ресурсів клієнту і цим самим несе збиток. Запропонована модель дозволить провести сегментацію клієнтів і запобігти втратам, що можуть призвести до значного зниження кінцевого фінансового результату. Таким чином, залежно від кредитної політики, яку проводить банківська установа, можна здійснювати більш якісний контроль дохідності від даного типу продукту.

Задача даної роботи полягає у розробці моделі для револьверних карток із грейсовим (пільговим) періодом, яка дозволить контролювати дохідність даного продукту. Револьверний кредит (англ. revolving credit) – автоматично поновлюваний (від лат. revolve –

обертатись) кредит, який широко використовується у світовій практиці на ринку позичкового капіталу [12].

Грейсовий період (англ. grace period) – пільговий період сплати відсотків за кредитом. За використання пільгового періоду відсотки за користування грошовими засобами не нараховуються взагалі або їх величина є значно нижчою за базову ставку.

### ПОБУДОВА МОДЕЛІ

Аплікаційна карта розрахована на прогноз дефолту по кредиту протягом певного фіксованого часу після його видачі (найчастіше 12 місяців). Дана модель оцінює популяцію, що заходить в банк (як видані так і відмовлені кредити) та визначає ймовірність дефолту кожного із таких кредитів, на основі чого зокрема і приймається рішення про видачу/невидачу кредиту. Відповідно і вибірка, історія дефолтів по якій вже відомо, формується в такий же спосіб.

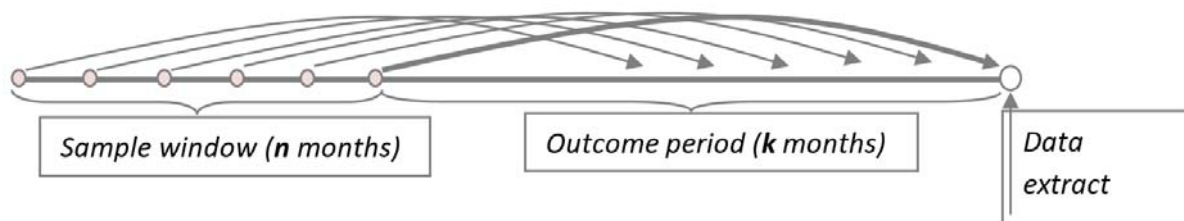


Рис.1 Формування вибірки

Беруться всі кредити видані за певний період в минулому, найближчі до поточної дати, так, щоб в кредитів був час стати «добрими» чи «поганими». Цей фіксований час ( $k$ ) називається Outcome періодом. Сама вибірка виданих кредитів (за  $n$  місяців) називається Sample Window.

Найчастіше розмір Sample Window сягає від 6 до 12 місяців (в нашому випадку – 6 місяців). Вибір розміру такого вікна повинен враховувати сезонності при видачах кредитів та досягнення мінімального обсягу вибірки для побудови.

У випадку якщо найбільш остання історія не є найкращим представником для найближчого майбутнього (наприклад історія кризового періоду для побудови моделі в антикризовий період) можна брати «старіше» Sample window. Основним мотивом в такому випадку є

максимальне наближення популяції, на якій будується модель до популяції, на якій вона буде застосовуватись. Таким чином для побудови було обрано період 01.07.2012 – 31.12.2012. Саме цей період можна прийняти як до кризовий в банківській системі України.

Outcome період  $k$  найчастіше вибирається як 6-12 місяців (в нашому випадку 6 місяців).

Як для кредитів виданих  $k$  місяців тому так і для кредитів виданих  $k+1$ ,  $k+2$ , ... місяці тому дається однаково час  $k$  для того щоб кредит попав у дефолт. Іншими словами, якщо кредит не стає дефолтом протягом перших  $k$  місяців – він визначається як «хороший».

Цільова змінна Bad визначається як 1 або 0 якщо кредит став, або відповідно не став дефолтним протягом періоду  $k$ . Дефолтом вважається досягнення протягом періоду  $k$  хоча б один раз певного рівня прострочки.

В нашому випадку модель відрізняється від «класичної». Її задача полягає в побудові скорингової карти з неперервною прогнозованою змінною. Результуючою змінною є частка неповернених відсотків по револьверній карті з грейсовим періодом протягом деякого фіксованого «outcome» періоду (6 місяців). Кожен запис по кредиту дублюється 100 разів. Таким чином, якщо рівень повернення відсотків по кредиту складає 73% то 73 записи будуть з «0», а 27 з «1».

### НАВЧАЛЬНА ТА ТЕСТОВА ВИБІРКИ

З метою уникнення так званого «перенавчання» моделі (Overfitting), коли побудована модель показує високі показники предикативності на вибірці, на якій вона будувалася, проте на новій популяції ці показники екстремально падають, робиться розбиття базової вибірки (Sample Window) на:

– навчальну вибірку (70-80%) – використовується для побудови моделі;

– тестову вибірку (20-30%) – використовується для перевірки предикативної здатності моделі.

Записи було розбито на дві групи випадковим чином (генерація випадкового числа від 0 до 1 і розділення вибірки по значенню 0.3); можна проводити розбивання більш витонченим методом таким як стратифікація.

Стратифікація полягає у розбитті вибірки на однорідні сегменти по вибраних змінних (стратах). Такими змінними найчастіше виступають: сама результуюча змінна, вік, тип продукту, сума кредиту тощо. В середині кожної групи випадковим чином вибирається 70% вибірки з ознакою «train sample», решта 30% отримуєть ознаку «test sample». В такий спосіб після розбиття

на тестову та навчальну вибірку зберігаються розподіли кожної із страт.

### ПРЕДИКАТИВНА СИЛА

Предикативна сила характеристики визначається з допомогою показника IV (informative value):

$$IV = \sum_{i=1}^k (\%good_i - \%bad_i) \circ \ln\left(\frac{\%good_i}{\%bad_i}\right)$$

де  $k$  – кількість атрибутів відповідної характеристики,  $\%good_i$  та  $\%bad_i$  – відповідно відсотки добрих та поганих клієнтів, які попали в атрибут « $i$ ».

В залежності від значення IV можна зробити висновок про предикативну здатність характеристики:

– менша ніж 0,02 – непередикативна (тобто розподіляється однаково по різних сегментах результуючої змінної);

– від 0,02 до 0,1 – слабка предикативна здатність;

– від 0,1 до 0,3 – середня предикативна здатність;

– 0,3 – висока предикативна здатність.

Варто звернути увагу на те, що при екстремально високих значеннях IV (більше 1 для апікаційних характеристик та більше 3-4 для поведінкових) включення такої характеристики в модель може призвести до overfitting'у (англ. перенавчання) скорингової моделі.

Часто при побудові апікаційних карт у випадку слабкої предикативної здатності апікаційних змінних варто будувати так звані крос-змінні, які дозволяють знаходити нестандартні зв'язки між змінними та посилювати нелінійність моделі.

Для прикладу, при побудові змінна «Стать» та «Освіта» показали слабку предикативну здатність. Проте при побудові крос-змінної вдалося провести значно кращу сегментацію і включити її у модель:

Таблиця 1.

### Крос-змінна «Стать» та «Освіта»

| Vars                | Categ                           | Good    | Bad     | WOE      | Badrate, % | IV     |
|---------------------|---------------------------------|---------|---------|----------|------------|--------|
| APPSEX_APPBIRTHDATE | APPSEX = 0 & APPBIRTHDATE <= 25 | 25 737  | 8 712   | -0,16819 | 25,3       | 0,0012 |
| APPSEX_APPBIRTHDATE | APPSEX = 0 & APPBIRTHDATE <= 40 | 152 759 | 40 579  | 0,07420  | 21         | 0,0013 |
| APPSEX_APPBIRTHDATE | APPSEX = 0 & APPBIRTHDATE <= 50 | 93 184  | 21 178  | 0,23021  | 18,5       | 0,0069 |
| APPSEX_APPBIRTHDATE | APPSEX = 0 & APPBIRTHDATE > 50  | 87 462  | 17 426  | 0,36182  | 16,6       | 0,0149 |
| APPSEX_APPBIRTHDATE | APPSEX = 1 & APPBIRTHDATE <= 47 | 218 943 | 75 975  | -0,19300 | 25,8       | 0,0140 |
| APPSEX_APPBIRTHDATE | APPSEX = 1 & APPBIRTHDATE <= 52 | 30 259  | 9 706   | -0,11436 | 24,3       | 0,0007 |
| APPSEX_APPBIRTHDATE | APPSEX = 1 & APPBIRTHDATE > 52  | 35 396  | 10 599  | -0,04558 | 23         | 0,0001 |
| APPSEX_APPBIRTHDATE | total                           | 643 740 | 184 175 | 0,00000  | 22,2       | 0,0390 |

Крім того показник IV (informative value) для цієї змінної набагато більший ніж сума показників IV кожної із змінних. Такий ефект називається синергетичним ефектом.

### СЕГМЕНТАЦІЯ ХАРАКТЕРИСТИК

Сегментація (розбиття на атрибути) характеристик, що входять в скорингову модель, відіграє важливу роль для побудови стабільної та предикативної скорингової моделі. Правильна сегментація сприяє збільшенню предикативної сили та стабільності характеристики, а отже і скорингової моделі.

Сегментація проводиться як для неперервних характеристик при розбитті їх на категоріальні так і для

категоріальних при наявності атрибутів з малою часткою в вибірці та атрибутів подібних між собою.

Показник WOE (weight of evidence) для кожного атрибуту характеристики розраховується за формулою

$$WOE_i = \ln\left(\frac{\%good_i}{\%bad_i}\right)$$

де  $\%good_i$  та  $\%bad_i$  – відповідно відсотки добрих та поганих клієнтів, які попали в атрибут «i».

Класична таблиця після розбиття характеристики на атрибути має наступний вигляд:

Таблиця 2.

Розбиття характеристики на атрибути

| Vars         | Categ   | Good    | Bad    | %, good | %, bad | WOE      | Badrate, % | IV     |
|--------------|---------|---------|--------|---------|--------|----------|------------|--------|
| APPBIRTHDATE | <= 25   | 45 930  | 16 020 | 7%      | 9%     | -0,19812 | 25,9       | 0,0031 |
| APPBIRTHDATE | (25;30] | 114 782 | 36 349 | 18%     | 20%    | -0,10154 | 24,1       | 0,0019 |
| APPBIRTHDATE | (30;45] | 272 153 | 80 166 | 42%     | 44%    | -0,02914 | 22,8       | 0,0004 |
| APPBIRTHDATE | (45;50] | 76 978  | 20 350 | 12%     | 11%    | 0,07903  | 20,9       | 0,0007 |
| APPBIRTHDATE | > 50    | 133 897 | 31 290 | 21%     | 17%    | 0,20236  | 18,9       | 0,0077 |

Від'ємні показники WOE вказують на те, що атрибут «поганий» (чим менше – тим гірший), тобто гірший ніж середній показник в портфелі, додатні – що «хороший».

Основні принципи, яких потрібно дотримуватись при сегментації характеристик:

– проводити сегментацію в такий спосіб, щоб IV кожної характеристики було максимальним (максимізація статистики Хі-квадрат) та зберігалась логічність такої сегментації. Логічність в даному випадку передбачає;

- монотонність для неперервних характеристик;
- бізнес-логіку – відповідність очікуваним результатам (пр. ми очікували що старші клієнти кращі);
- групування в одні атрибути сегментів з близьким значенням WOE.

Наприклад, якщо сегмент «вдівець/вдова» має близьке значення WOE до сегменту «неодружений/на», то їх варто об'єднувати в один сегмент, якщо сумарний показник IV характеристики при цьому зменшується несуттєво:

– намагатись уникати створення малих сегментів (<5% популяції);

– об'єднувати дуже дрібні сегменти з сегментом, значення WOE якого найближче до нуля;

– об'єднувати сегмент порожніх значень з сегментом, значення WOE якого найближче до нуля;

– у випадку якщо такий сегмент значний (> 2-3%) і його значення WOE суттєво відрізняється від нуля – це означає що порожні значення утворюються не випадково. Якщо сегмент таких відмінних порожніх значень можна пояснити і надалі очікується утворення таких порожніх значень, – лише тоді можна виділяти сегмент порожніх значень як окремий атрибут.

В результаті сегментації для побудови моделі було обрано такі характеристики:

- APPBIRTHDATE - вік клієнта у заявці;
- APPFAMILYSTATUS - сімейний стан;
- APPPOSTCATEG - займана позиція;
- APPSEX\_APPBIRTHDATE - схрещений параметр статі та віку;
- APPSEX\_APPEDUCATION - схрещений параметр статі та освіти;
- DEP\_NUMACT\_DEP\_SUM - схрещений параметр кількості активних депозитів та їх суми;

- APPWPERIODG - робочий стаж;
- CHAR10 - кількість місяців до планованої дати закриття;
- COMPRO - форма влаштування;
- CHR4 - кількість активних депозитів за 2 роки;
- FLAT - наявність житла.

### КОРЕЛЯЦІЯ ТА БІЗНЕС-ЛОГІКА

Включення/не включення змінних, що корелюють між собою є доволі суперечливим питанням серед спеціалістів по скорингу та статистиці, хоча більшість все-таки схиляється до того, щоб забороняти входження в одну модель змінних, кореляція між якими висока ( $> 0.7$ ).

З одного боку включення змінних що корелюють між собою в одну модель не впливає негативно на її предикативну здатність (при різних видах моделювання: логіт-регресія, класифікаційне дерево, нейронна мережа, тощо), проте поява високої мультиколінеарності між змінними в моделі

може призводити до нелогічного (з точки зору бізнес-логіки) розрахунку вагових коефіцієнтів. Приклад: для гірших атрибутів змінної (по bad rate) проставляються вищі бали скоринговою картою ніж для кращих атрибутів.

При побудові моделей логіт-регресії, рекомендовано виключати слабшу по IV з двох характеристик, кореляція між якими перевищує 70%. При дуже великих наборах змінних (більше 100) ще до розрахунку кореляції можна відкидати змінні з меншим IV з груп однотипних змінних.

### РЕЗУЛЬТАТИ

У результаті подальшого присвоєння скорингового балу для кожного значення параметра та подальшої оцінки її якості було визначено, що побудована математична модель з індексом GINI 24%. Динаміка індексу GINI коливається в межах допустимого рівня протягом всього розглянутого періоду, що свідчить про стабільність обраних параметрів.

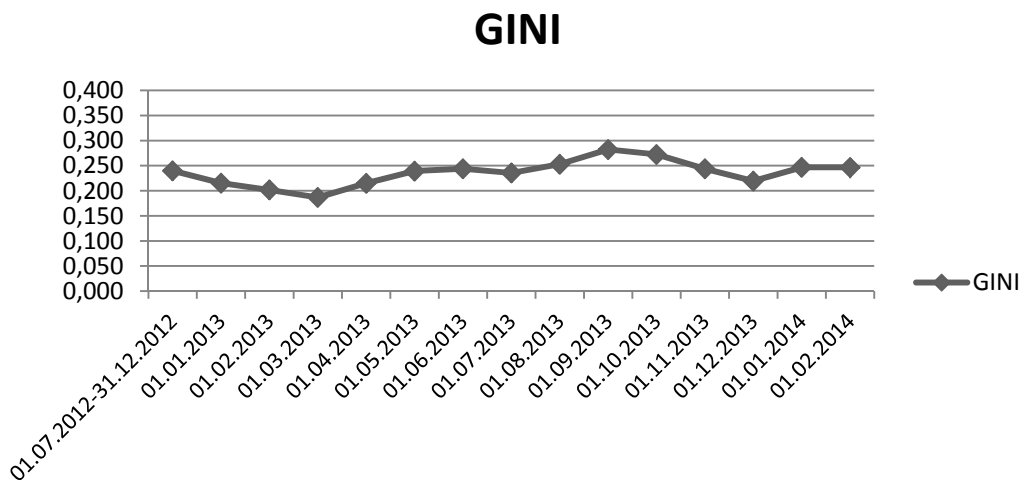


Рис. 2 Динаміка індексу GINI

Згідно зі створеною моделлю, граничні значення скорингового балу можуть коливатися від -92 до 205 (рис. 3). Концентрація популяції у скоринговому балі (розподіл з кроком 20) наведена також на рис. 3.

Дану сегментацію можна практично застосовувати починаючи із етапу розробки продукту, закінчуючи

прогнозуванням дохідності револьверної карти. Також, коригуючи пункти відтину, можна здійснювати контроль видачі тому чи іншому сегменту популяції і тим самим запобігти втратам, що можуть призвести до значного зниження кінцевого фінансового результату.

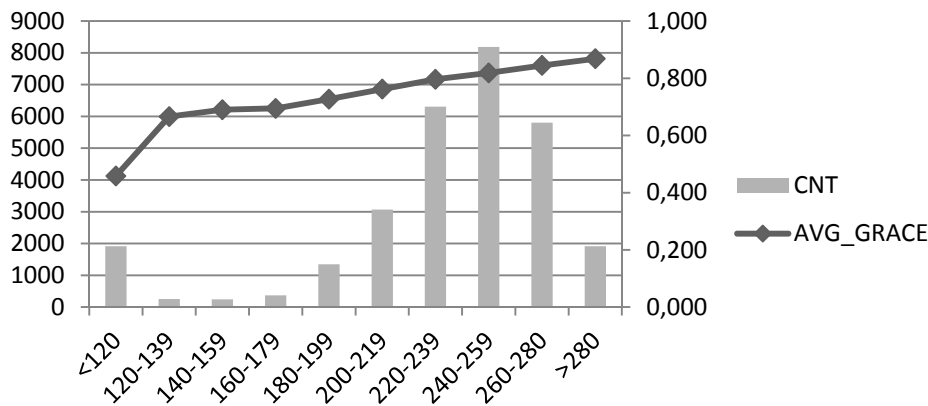


Рис. 3 Концентрація популяції у скоринговому балі

### ВИСНОВКИ

В даній роботі було розглянуто проблему кредитно-го ризику, визначені причини його виникнення та підходи до оцінки. Проаналізовано супутні ризики в процесі кредитування на прикладі револьверних карток з грейсовим (пільговим) періодом. Було розглянуто основні етапи побудови скорингової моделі: формування вибірки, сегментації характеристик тощо.

Результатом роботи стала побудована аплікаційна скорингова модель яка, на основі визначених параметрів, дозволяє провести сегментацію клієнтів таким чином, щоб банк не зазнав збитків від недоотримання прибутку. Для побудованої моделі індекс GINI мав значення 24%. Динаміка індексу GINI коливається в межах допустимого рівня протягом всього розглянутого періоду, що свідчить про високу стійкість побудованої моделі до змін у даних.

### ЛІТЕРАТУРА:

1. Osoblyvosti minimizatsii kredytnoho ryzyku bankivskoi ustanovy // I.V.Yeleiko, O.V.Sidak // Naukovyi visnyk NLTU. – 2011. – Вип. 21.8.
2. Kaminskyi A. Ekspertna model kredytnoho skorynhu pozychalnyka banku // Bankivska sprava. – 2006. – №1. – С. 75-81.
3. Hussein A. Abdouab, Marc D. Dongmo Tsafack, Collins G.Ntimd, Rose D. Baker. Predicting creditworthiness in retail banking with limited scoring data. Knowledge-Based Systems Volume 103, 1 July 2016, Pages 89-103
4. Rais Ahmad Itoo, A. Selvarasu, José António Filipe. Loan Products and Credit Scoring by Commercial Banks (India). Int. J Latest Trends Fin. Eco. Sc. Vol-5 No. 1 March, 2015. pp. 851-860.
5. Bondarenko V. Skorynh-otsenka kredytoposobnosti zaemshchyka // Fynansovaia konsultatsiia. – 2005. – №1-2. – С. 13-16. 4.
6. H. Abdou, S. Alam, J. Mulkeen. Would credit scoring work for Islamic finance? A neural network approach Int. J. Islamic Middle Eastern Finance Manage., 7 (1) (2014), pp. 112-125.
7. H. Bekhet, S. Eletter Credit risk assessment model for Jordanian commercial banks: neural scoring approach Rev. Dev. Finance, 4 (1) (2014), pp. 20-28.
8. Rekomendatsii z pryvodu otsinky komertsiiynykh bankamy kredytopromozhnosti i finansovoi stabilnosti pozychalnyka / Natsionalnyi bank Ukrainy. № 23011/79 vid 02.06.94 r. – [Elektronnyi resurs]. – Rezhym dostupu: <http://www.bank.gov.ua>.
9. Kim M.-J., Kang D.-K., Kim H.B. Geometric mean based boosting algorithm with over-sampling to resolve data imbalance problem for bankruptcy prediction. Expert Syst. Appl., 42 (3) (2015), pp. 1074-1082.
10. Bidiuk P.I., Matros Ye.O. Modeli otsinky ryzykiv kredytuvannia fizychnykh osib // Kibernetika ta obchysliu-valna tekhnika. – 2007. – № 153. – С. 87–95.
11. Bellotti T. and Crook J. Forecasting and stress testing credit card default using dynamic models, International Journal of Forecasting, vol. 29, Issue 4, 2013, pp. 563–57.
12. Mishchenko V. I. Bankivski operatsii: Pidruchnyk / V. I. Mishchenko, N. H. Slavianska, O. H. Korenieva. – 2-e vyd., pererobl. i dop. – К.: Znannia, 2007. – С. 280–283.

Рецензент: д.т.н., проф. Марасанов В. В.

Херсонський національний технічний університет