

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Національний університет «Острозька академія»
Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та інформаційних
технологій

Кваліфікаційна робота

на здобуття освітнього ступеня магістра

на тему: **«Моделювання кредитоспроможності
фізичних осіб-позичальників банківських установ»**

Виконав: студент 2 курсу, групи МЕК-61
спеціальності 051 «Економіка»
освітньо-професійної програми
«Економічна кібернетика»
Другого (магістерського) рівня вищої освіти
Дубровик Олександр Анатолійович

Керівник – доктор економічних наук, професор
Аверкина Марина Федорівна
Рецензент – доктор економічних наук, професор

"РОБОТА ДОПУЩЕНА ДО ЗАХИСТУ"

Завідувач кафедри економіко-математичного моделювання
та інформаційних технологій _____ (проф. Ольга КРИВИЦЬКА)
(підпис)

Протокол № _____ від « ____ » _____ 2021 р.

Острог, 2021

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «ОСТРОЗЬКА АКАДЕМІЯ»

Економічний факультет
Кафедра економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій
Спеціальність 051 «Економіка»
Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри економіко-
математичного моделювання та
інформаційних технологій

проф., д.е.н. Ольга КРИВИЦЬКА
“__” _____ 202__ року

**З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТА**

_____ *Дубровика Олександра Анатолійовича* _____
(Прізвище ім'я по батькові)

1. Тема роботи Моделювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ

керівник роботи Аверкина Марина Федорівна, доктор економічних наук, професор _____,

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджено наказом Національного Університету «Острозька академія» від “__” _____ № ____ -ст

2. Строк подання студентом роботи _____ 202__ року

3. Вихідні дані до роботи _____

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) _____

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень)

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	Аверкина М.Ф., професор		
Розділ 2	Аверкина М.Ф., професор		
Розділ 3	Аверкина М.Ф., професор		

7. Дата видачі завдання _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Вивчення літератури		
2.	Розробка змісту (плану)		
3.	Ознайомлення керівника із текстом дипломної роботи (чорновий варіант):		
3.1	Розділ 1		
3.2	Розділ 2		
3.3	Розділ 3		
4.	Ознайомлення керівника із текстом дипломної роботи із врахуванням зауважень		
5.	Попередній захист дипломної роботи		
6.	Рецензування дипломної роботи		
7.	Здача роботи на кафедрі Реєстрація на Moodle		

Студент _____ Дубровик О.А.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник роботи _____ Аверкина М.Ф.
(підпис) (прізвище та ініціали)

ЗМІСТ

ВСТУП.....	12
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ МОДЕЛЮВАННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВ	9
1.1 Кредитування фізичних осіб. Види кредитування	9
1.3 Проблеми прогнозування кредитоспроможності фізичних осіб	21
1.4 Наукові підходи щодо моделювання кредитоспроможності позичальників банківських установ.....	25
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1	35
РОЗДІЛ 2 ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ФІЗИЧНИХ ОСІБ-ПОЗИЧАЛЬНИКІВ БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВ.....	37
2.1 Аналіз даних та відбір факторів впливу на кредитоспроможність фізичних осіб-позичальників банківських установ	37
2.2 Розробка скорингових моделей для визначення кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ за допомогою методів машинного навчання	79
2.3 Порівняльна характеристика отриманих економіко-математичних скорингових моделей.....	94
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2	106
РОЗДІЛ 3 АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ І ПРАКТИЧНІ ВИСНОВКИ.....	108
3.1 Побудова скорингової карти на основі відібраної економіко-математичної скоринг-моделі	108
3.2 Розрахунок економічного ефекту від впровадження розробленої економіко-математичної скоринг-моделі	113
3.3 Способи удосконалення методів математичного моделювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ	127

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3	134
ВИСНОВКИ.....	136
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	141
ДОДАТКИ.....	149

ВСТУП

Розвиток сучасної економіки у світі та Україні нерозривно пов'язаний з сферою банківського кредитування, що безсумнівно на даний момент є однією з найбільш важливих ланок поточної економічної системи. Головним джерелом доходів банківських установ є кредитні операції, якісне проведення яких залежить від ретельно проведеної оцінки кредитоспроможності позичальників. Неякісно проведена оцінка може привести до неповернення кредиту, що в свою чергу здатне порушити ліквідність банку і в кінцевому рахунку призвести до банкрутства кредитної організації. Від цього залежить і стійкість банківської системи в цілому.

Такий вид банківського кредиту, як споживчий кредит, відіграє суттєву роль у задоволенні потреб, які виникають у населення, підвищенні його життєвого рівня, забезпеченні соціально-економічного захисту та розвитку, соціальної відповідальності кредиторів, зокрема банківських установ. Динамічний розвиток, різноманітність форм і видів споживчого кредиту свідчать про зацікавленість у ньому як джерелі високих прибутків з боку банків, а також про постійний попит з боку населення.

Чітким індикатором цьому є постійний ріст попиту на споживче кредитування. Згідно з даними Національного банку України у червні 2021 року зростання чистих гривневих банківських кредитів населення прискорився до 24% у порівнянні з червнем 2020 року. Основу кредитного портфеля банківських установ формує незабезпечене споживче кредитування. До того ж тому високі темпи росту споживчого кредитування можуть утримуватись протягом тривалого часу, особливо враховуючи державну підтримку [1].

Таким чином, для зменшення ризиків споживчого кредитування банківській системі необхідна ефективна та точна оцінка кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ.

Існує велика кількість економіко-математичних методів, що допоможуть нам вирішити вищезазначену проблему. Проте, в повному обсязі оцінити вхідні

показники, значно підвищити ефективність та прискорити оцінку кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ можна використавши сучасні методи машинного навчання на основі актуальних даних та з допомогою них побувати скорингові моделі оцінки кредитоспроможності позичальників. Відтак, вищенаведена інформація свідчить, що означена тема дослідження є актуальною.

Об'єктом дослідження є процеси оцінювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ.

Предметом є економіко-математичні методи і моделі машинного навчання, що були використані для оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ.

Метою кваліфікаційної роботи є моделювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ на основі сучасних методів машинного навчання та проведення порівняльної характеристики отриманих моделей.

Для виконання поставленої мети поставлено та виконано низку завдань:

- розкрито сутність поняття споживчого кредитування та кредитоспроможності, визначити їх основні аспекти;
- обгрунтовано основні проблеми моделювання кредитоспроможності.
- здійснено аналіз даних та відбір факторів впливу на кредитоспроможність фізичних осіб-позичальників банківських установ;
- досліджено основні моделі та методи машинного навчання для визначення кредитоспроможності позичальників банківських установ;
- побудовано економіко-математичні моделі на базі визначених показників;
- здійснено порівняльну характеристику якості, точності та ефективності отриманих економіко-математичних моделей;
- побудовано скорингову карту на основі кращої з економіко-математичних моделей;

- здійснено експериментальний аналіз отриманих результатів дослідження та розрахувати економічний ефект від впровадження розробленої економіко-математичної скоринг-моделі;
- охарактеризовано основні напрями вдосконалення моделей та методів економіко-математичного моделювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ.

В ході написання кваліфікаційної роботи, на етапі збору, обробки та аналізу даних був використаний підхід, що ґрунтується на розрахунку показника вагомості ознаки WOE (Weight Of Evidence). На етапі економіко-математичного моделювання використовувалася логістична модель, метод класифікатора випадкового лісу та метод опорних векторів. Для інтерпретації отриманих результатів моделювання була розроблена скорингова карта. Статистичні розрахунки, аналіз та обробка даних, побудова моделей, розробка скорингової карти та розрахунок економічної ефективності результуючої моделі були проведені в середовищі програмування за допомогою спеціалізованої, статистичної мови програмування R.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ МОДЕЛЮВАННЯ

КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВ

1.1 Кредитування фізичних осіб. Види кредитування

Одним із основних напрямів діяльності банківських установ є кредитування. Належне керування такими фінансовими процесами надає можливість встановити взаємовигідні довгострокові відносини між позичальниками кредиту та банківськими установами.

Термін «кредит» тлумачать зазвичай у багатьох значеннях, проте тільки одне з них охоплює практично усі види кредитних відносин, а саме: «кредит – це відносини щодо надання ресурсів у тимчасове користування на умовах повернення із погашенням зобов'язань, які при цьому виникають» [2]. У розширеному трактуванні «кредит – це форма реалізації кредитних правовідносин, коли одна особа тимчасово набуває право кредитора стосовно іншої особи незалежно від юридичних підстав його виникнення; у вузькому – це правовідносини, що виникають між банком та позичальником на підставі кредитного договору» [2]. Існують такі основні форми кредиту, як: банківський, комерційний, іпотечний, лізинговий, споживчий, консорціумний, бланковий, тощо [3].

Також варто відзначити, що в українській термінології окремо не виділяють термін «кредит фізичній особі», а в загальному такий вид кредитування ототожнюють з поняттям «споживчий кредит».

Ключовою різницею між позиками для придбання активів та споживчими кредитами є кінцева суть відносин. Позички надають клієнтам-позичальникам зазвичай із метою придбання цінних паперів. Сутність ж кредитних відносин між кредитором і суб'єктом-фізичною особою полягає в кредитуванні кінцевого споживання. Варто зазначити, що в такому випадку реалізація засади цільового

використання отриманих фізичними особами кредитних ресурсів цілком залежить від волі банківських установ.

Згідно з визначенням, що дається Національним банком України «споживчий кредит – це кредит, що надається споживачеві на придбання продукції для особистих потреб, які безпосередньо не пов’язані з підприємницькою діяльністю або виконанням обов’язків найманого працівника. Споживчий кредит надається тільки в національній грошовій одиниці фізичним особам – резидентам України на придбання споживчих товарів тривалого користування та послуг і який повертається в розстрочку, якщо інше не передбачено умовами кредитного договору» [4].

Споживчий кредит забезпечує підвищення купівельної спроможності та життєвого рівня споживачів, а також стимулює розширення обсягів виробництва на предмети споживання і послуги. Зазвичай фінансові установи укладають кредитні договори лише з повнолітніми дієздатними громадянами України, які повинні мати постійне джерело доходу: одержують заробітну плату, пенсію та інші грошові доходи, є акціонерами банку або мають депозитний рахунок в банківській установі.

Згідно із статтею 1 Закону України «Про захист прав споживачів», «споживчий кредит – це кошти, які надаються кредитором (банком або іншою фінансовою установою) споживачеві на придбання продукції» [5].

У фінансовому словнику дається наступне визначення: «споживчий кредит – це кредит, що надається банком фізичній особі для придбання предметів особистого споживання, переважно тривалого користування» [6, с. 243].

Згідно з С.В. Мочерним «споживчий кредит – це кредит, який надається тільки в національній грошовій одиниці фізичним особам – резидентам України на придбання споживчих товарів тривалого користування та послуг і повертається в розстрочку, якщо інше не передбачено умовами кредитного договору» [7].

Доповненням до попереднього визначення є тлумачення сутності споживчого кредиту, яке дають В. Савчук, П. Мазурок, А. Панчук. Вони зазначають, що «споживчий кредит – це вартісна економічна категорія, що виражає відносини між кредитором і позичальником з приводу позички, яка надається банківською

установою фізичним особам для задоволення їхніх споживчих потреб на умовах тимчасового користування, забезпечення та платності» [8, с. 51].

Дж. Блек зазначає, що «споживчий кредит – це кредит, що надається постачальниками товарів та послуг споживачам на умовах розстрочення, відстрочення платежу або при використанні кредитних карток» [9].

Одним із найбільш детальних є підхід до сутності споживчого кредиту, що міститься в праці М.Г. Антонова і М.А. Песселя «Грошовий обіг, кредит та банки»: «Споживчий кредит виступає у виді позичкових коштів, наданих банками, підприємствами чи державою населенню». Науковці зазначають, що «основними видами банківського кредиту є: продаж товарів із розстрочкою платежу, позички на кооперативне житлове, індивідуальне будівництво, на господарське обзаведення, розвиток фермерства, на операції ломбардів» [10, с. 37]. В цьому випадку можна зауважити, що всі кредити, надані населенню, носять характер споживчих.

Згідно з думкою Ю.С. Крупнова, до споживчого можна віднести «кредит, який наданий банками у грошовій формі господарським суб'єктам і населенню на різного роду витрати невиробничого характеру». Варто зазначити, що в цьому тлумаченні охарактеризовані принципово аспекти споживчого кредиту: - позичальниками може бути суб'єкти господарювання та населення (підприємства і громадські організації); - метою укладання кредитного договору є покриття невиробничих витрат [11, с. 314].

В.Т. Сусіденко зазначає, що «споживчий кредит – це кошти, які надаються комерційними банками громадянам України під процент у тимчасове користування на умовах забезпечення, повернення, строковості, платності та цільової спрямованості» [12, с.45]. На думку автора основним відмінним аспектом споживчого кредиту є цільова форма кредитування фізичних осіб-позичальників. Згідно з таким принципом споживчий кредит існує у двох формах: у формі кредиту покупцеві товару з боку торгівельної організації у вигляді відтермінування платежу, або у формі кредиту на покупку товарів, що надаються банківськими установами [12, с.52].

Схожої думки щодо сутності споживчого кредиту дотримується й О.І. Лаврушин [13, с. 185]. Згідно з працями А.М. Мороза та М.І. Савлука «споживчий

кредит – це кредит, що спрямовується на задоволення особистих потреб людей, тобто обслуговує сферу особистого споживання. Джерелами погашення кредитів на споживчі потреби є доходи позичальників, через що погашення кредиту здійснюється у міру їх формування» [14, с. 370].

На думку Л. Добрик, Т. Лосевої та І. Онуфрійчук «споживчий кредит - це грошові кошти в національній чи іноземній валютах, які надаються комерційними банками та фінансовими установами, що діють згідно із Законом України «Про фінансові послуги та державне регулювання ринків фінансових послуг», які отримали ліцензію Національного банку України чи Державної комісії з регулювання ринків фінансових послуг України на проведення кредитних операцій банківськими та небанківськими фінансовими установами - громадянам України на невиробничі потреби під процент у тимчасове користування на умовах забезпечення, повернення, строковості, платності та цільової спрямованості» [15, с. 370].

В цілому, автори проаналізованих наукових джерел підтверджують думку, що в загальному вигляді споживчий кредит - це кредит, що надається не тільки фізичним особам-позичальникам, але і юридичним особам на цілі споживання, коли юридичні особи опосередковано надають суму взятого кредиту своїм робітникам у вигляді централізованого придбання для них різного роду нерухомості.

Тому, на нашу думку, зважаючи на охарактеризовані дослідження, найбільш економічно та організаційно обґрунтованим трактуванням споживчого кредиту є його тлумачення як невиробничого кредиту, тобто не призначеного для отримання додаткового доходу. В цьому випадку споживчий кредит можна охарактеризувати як кошти, що надаються банківською установою фізичним особам на придбання споживчих товарів або послуг у тимчасове користування, під процент, на умовах строковості та платності.

Споживчий кредит, здебільшого, надається для придбання товарів тривалого користування (меблі, нерухомість, автомобілі, побутова техніка), на споживчі цілі, на освіту, підвищення кваліфікації, лікування тощо. Споживчий кредит можуть надавати

банки, кредитні спілки, ломбарди, підприємства торгівельної сфери або сфери послуг, а також фізичні і юридичні особи.

В Україні кредитними установами небанківського типу, що можуть надавати споживчий кредит, є ломбарди (надають кредит під рухоме майно – антикваріат, ювелірні вироби, одяг тощо), кредитні спілки, підприємства торгівельної сфери (продаж товарів з розстрочкою платежу).

Своїм працівникам кредити можуть надавати суб'єкти господарювання на основі спеціальних фондів, які вони утворюють унаслідок розподілу прибутку, що залишається в їх розпорядженні. Також, фізичні особи можуть надавати споживчий кредит на різні цілі одна одній [15, с. 370].

Окрім забезпечення соціальних потреб населення, споживчий кредит відіграє велику роль у формуванні платоспроможного попиту населення, який, у свою чергу, впливає на економічний розвиток країни, полегшуючи процес реалізації продукції, прискорюючи отримання прибутку і доходів державного бюджету. Визначення державою умов надання споживчого кредиту допомагає регулювати грошовий обіг у країні.

Суб'єктами кредитних відносин при споживчому кредитуванні є фізичні особи (позичальники), а кредиторами є банки та інші небанківські кредитні установи. Між банківською установою та позичальником може існувати посередник, наприклад торгівельна організація.

Об'єктом споживчого кредитування є витрати, що пов'язані з задоволенням попиту населення, в тому числі - придбання товарів в особисту власність, а також витрати капітального (інвестиційного) характеру на підтримання та будівництво нерухомого майна.

Отже, зважаючи на думку усіх вищеназваних авторів споживче кредитування можна класифікувати згідно з рисунком 1.1.



Рис. 1.1. Класифікаційна діаграма споживчих кредитів

Джерело: [6]

Основним спонукальним фактором, що підштовхує позичальників на укладення кредитного договору, є потреба в споживчих товарах і послугах, яка виникає на основі недостатньої кількості власних заощаджень і поточного прибутку.

Можна виділити такі особливості банківського споживчого кредитування:

- фізична особа-позичальник самостійно та вільно вибирає банківську установу, фізична особа-позичальник здатна укласти кредитні договори у декількох фінансових установах одночасно;
- перелік питань, що виникає у зв'язку з відкриттям кредитної угоди, вирішуються на договірній основі між банком і позичальником;
- відповідно до кредитної угоди, усі суб'єкти кредитних відносин беруть на себе відповідні зобов'язання;

- у випадку надання позичальникові кредиту в розмірі, що перевищує 10% власного капіталу («великі кредити»), комерційний банк повинен повідомити про такий випадок Національний банк.

Отже, підсумовуючи, варто зазначити, що кредитування фізичних осіб – це вагома складова економічного сектора будь-якої країни. Протягом останніх років кредитування фізичних осіб набуло сильного розвитку. У сучасних умовах ефективне функціонування економічних суб'єктів усе частіше потребує залучення нових додаткових джерел фінансування, зокрема, кредитів. Найбільшу частку кредитів становлять споживчі кредити, надані банківськими установами. Однак, через значну ризиковість протермінування та неповернення кредитних коштів банки часто відмовляють у заключенні кредитних договорів, що може негативно відобразитися на фінансовому стані банківської установи та ускладнити функціонування потенційного позичальника. У підсумку такі відносини можуть стати причиною гальмування економічного розвитку держави в цілому.

1.2 Сутність поняття «кредитоспроможність» як економічної категорії

Кредитування як фізичних, так і юридичних осіб є складним та ризикованим процесом, який має керуватися та регулюватися певними положеннями як внутрішньобанківськими так і нормативними, що визначає Центральний банк, а саме Національний банк України (для вітчизняних комерційних банків). Національний банк України повинен регулювати дії вітчизняних комерційних банків щодо кредитування фізичних осіб низкою законів та нормативних документів.

Основним завданням керівництва будь-якого комерційного банку у сфері кредитування є розробка і реалізація політики з надання кредитних послуг, яка б забезпечила раціональне співвідношення між прибутковістю та ризиковістю цих операцій. Таке завдання може бути успішно реалізовано шляхом розроблення кредитної політики банківської установи. Оптимально розроблена кредитна політика, а також її регулювання та дотримання є ключовим фактором ефективного управління

банківськими позиками, а отже, забезпечення належного рівня управління кредитним портфелем банківської установи. Таким чином, внутрішньобанківське регулювання кредитної діяльності здійснюється шляхом втілення розробленої банком кредитної політики, що являє собою комплекс заходів, метою яких є підвищення прибутковості кредитних операцій та зведення до мінімуму ризиковості кредитного портфеля.

Положення про кредитну політику банківської установи, окрім мети і пріоритетів щодо проведення кредитування позичальників та можливості її реалізації, включає також ключові аспекти та принципи діяльності банку у сфері кредитних послуг, що мають бути задокументовані та затверджені [16, с. 181].

На здійснення кредитної діяльності кредитної установи впливає низка чинників ризику, що тягнуть за собою можливість непогашення кредитного зобов'язання з боку позичальника у визначений договором термін. Варто зазначити, що надзвичайно важливим для банківської установи є ідентифікація небажаних кредитних операцій. Це може стосуватися тих позичальників, які не надали повний пакет документів чи кредитоспроможність, платоспроможність та надійність яких викликає сумніви. Тому складанню кредитного договору та наданню кредитних коштів має передувати ґрунтовний аналіз аспектів та передумов, через які можливе непогашення кредитної позики. За такого аналізу відбувається дослідження кредитоспроможності клієнтів банківських установ. Оцінювання кредитоспроможності клієнта-позичальника є необхідною умовою для банку-кредитора щодо укладання кредитного договору [17, с. 97].

Збільшення банківської конкуренції зумовлює посилення вимог до оперативності прийняття кредитними установами комплексних рішень про укладення кредитних угод з врахуванням високих та критичних кредитних ризиків, які обов'язково проявляються під час кредитування клієнтів-позичальників. Зважаючи на це виникає необхідність розробки і реалізації модифікованих технологій, здатних якісно, ефективно та у обумовленні терміни здійснити оцінку рівня кредитоспроможності та платоспроможності з урахуванням галузевих особливостей

діяльності, хоча для більшості банків поєднання оперативності і якості оцінки кредитних ризиків на практиці є складним та комплексним завданням [18].

В умовах ринкових відносин кредитоспроможність позичальників відіграє визначальну роль в кредитних відносинах між банківськими установами і суб'єктами господарювання. В останні роки розробляються і набувають практичної реалізації нові механізми банківського кредитування і кредитоспроможність стає ключем для запровадження ефективних кредитних відносин.

Сучасний науковий доробок розкриває багато аспектів та питань, що пов'язані з кредитоспроможністю клієнта-позичальника, існує велика кількість тлумачень цього поняття, що дає змогу зробити висновки про розвиток цього поняття залежно від потужності економіки країни та середовища функціонування кредитних установ.

Наприклад, в умовах НЕПу, дослідники-економісти вкладали в поняття «кредитоспроможність» готовність до здійснення кредитної операції й можливість своєчасного повернення отриманої позики. У період кредитної реформи (1930-1932) стрімко змінилися економічні відносини в країні і з економічної літератури практично зникає поняття «кредитоспроможність». Це пов'язують з виникненням адміністративно-планової економіки, з централізованим виділенням позичальнику необхідних матеріальних, трудових і фінансових ресурсів [19].

Національний банк України дає таке трактування поняттю «кредитоспроможність (creditworthiness of borrower) – наявність у позичальника (контрагента банку) передумов для проведення кредитної операції і його спроможність повернути борг у повному обсязі та в обумовлені договором строки» [20].

Кредитоспроможність позичальника визначається за чинниками, що характеризують його здатність своєчасно розраховуватися за раніше одержаними кредитами, його поточне фінансове становище, спроможність у разі потреби мобілізувати кошти з різних джерел і забезпечити оперативну конверсію активів у ліквідні кошти.

Українські банки розробляють власні внутрішні положення та методики аналізу кредитоспроможності позичальника, в основу яких, як правило, покладено методичні рекомендації Національного банку України щодо оцінювання банками кредитоспроможності та фінансової стабільності позичальника. Банк визначає кредитоспроможність та платоспроможність позичальника перед укладенням кредитної угоди, протягом строку дії договору з періодичністю, визначеною Положенням про порядок формування та використання банками України резервів для відшкодування можливих втрат за активними банківськими операціями та в разі зміни первісних умов договору, в тому числі пов'язаних із фінансовими труднощами позичальника.

У свою чергу, фінансовий словник містить такі тлумачення цього поняття: «Кредитоспроможність – наявність передумов для отримання кредиту, спроможність повернути його в повному обсязі й у певний термін. Визначається чинниками, що характеризують позичальника: акуратністю в розрахунках за раніше отримані кредити, поточним фінансовим станом і перспективою його коригування, змогою в разі потреби мобілізувати кошти з різних джерел. Стосовно підприємства кредитоспроможність оцінюється показниками ліквідності його балансу чи окремих видів активів». Також кредитоспроможність трактують як «комплекс передумов, що визначають спроможність країни своєчасно та в повному обсязі виконувати платежі з обслуговування державного боргу і його погашення. Від рівня кредитоспроможності залежить як здатність залучати позики урядом та окремими суб'єктами господарювання, так і загальна інвестиційна привабливість країни» [21].

Подібні визначення цього поняття тлумачаться:

- в економічній енциклопедії: «кредитоспроможність – наявність передумов для отримання позик та спроможність їх повернення» [22];
- дослідник Примостка Л.О. характеризує кредитоспроможність позичальника як «здатність юридичної чи фізичної особи повністю і в зазначені терміни виконати всі умови кредитної угоди» [23];

- згідно з думкою Версаль Н.І та Дорошенко Т.В, «кредитоспроможність – це здатність позичальника в повному обсязі й у визначений кредитною угодою термін розрахуватися за своїми борговими зобов'язаннями» [24].

Васюренко О.В. зазначає, що «кредитоспроможність – це наявність у позичальника/контрагента банку передумов для отримання кредиту та його здатність повернути кредит і відсотки за ним у повному обсязі та в обумовлені договором строки» [25].

Доповнює вищезазначене визначення Лагутін В.Д.: «кредитоспроможність позичальника – це його здатність повністю і своєчасно розрахуватися за своїми борговими зобов'язаннями» [26].

Більш ширше ця економічна категорія розкрита у Поєздника О.І.: «кредитоспроможність як комплексне поняття, яке характеризує спроможність та готовність позичальника до здійснення кредитної операції, яка оцінюється банком з огляду на фінансово-економічне становище позичальника та на якість зробленої ним кредитної пропозиції, а також з точки зору прийнятності для банку-кредитора кредитного ризику й можливості керувати ним» [27].

Також, своє тлумачення кредитоспроможності дає Галасюк В.В.: «Кредитоспроможність – це спроможність позичальника за конкретних умов кредитування в повному обсязі й у визначений кредитною угодою термін розрахуватися за своїми борговими зобов'язаннями виключно грошовими коштами, що генеруються позичальником у ході звичайної діяльності» [28].

В економічному словнику Мочерного С.В. кредитоспроможність розглядається як «нормальний стан фінансових ресурсів економічних суб'єктів, який дає змогу отримувати та своєчасно повертати позики».

Для визначення кредитоспроможності у світовій практиці використовуються різноманітні методики. Найпоширенішими є визначення характеру позичальника, його платоспроможності, характеристики капіталу і форм фінансового забезпечення та умов, що визначають поточну ринкову кон'юктуру.

Капран В.І та ін. зазначають, що «у процесі роботи, що передує укладанню кредитної угоди, працівник банку повинен уважно проаналізувати кредитоспроможність позичальника, тобто його здатність своєчасно повернути кредит, виявити фактори, які можуть спричинити непогашення позички. Кредитоспроможність позичальника, на відміну від його платоспроможності, не фіксує неплатежі за минулий період чи на певну дату, а прогнозує здатність до погашення боргу на найближчу перспективу» [29].

Отже, кредитоспроможність – це якісна оцінка позичальника, що надається банківською установою до розгляду питання про можливість і умови кредитування і дозволяє визначити ймовірність своєчасного повернення позичок та їх ефективного використання. Оцінка кредитоспроможності – це комплексний процес, що потребує від працівників банківських установ ґрунтовних економічних знань, аналітичного мислення, вміння визначати та оцінювати ключові аспекти та тенденції в господарській діяльності й фінансовому стані клієнтів-позичальників, зокрема здатності дотримання ними принципів кредитування, прогнозувати майбутній стан справ позичальника та передбачати обставини, які можуть на них вплинути [29].

Багато трактувань категорії «кредитоспроможність» ототожнюють її із «платоспроможністю». Розрізняючи інтерпретацію термінів «платоспроможність» та «кредитоспроможність», можна зазначити, що платоспроможність, при якій оцінюється фінансовий стан клієнта на певну дату, не може виступати достатньою умовою для оцінювання перспектив повернення кредиту. Тому, кредитоспроможність – це термін, який на нашу думку, значно ширший. Він охоплює різні сторони фінансового становища позичальника, такі як кредитна історія, платоспроможність, ділова активність, фінансова стійкість, прибутковість, позичальника тощо [19].

Для комерційного банку недостатньою умовою є те, що позичальник є лише платоспроможним, він повинен бути кредитоспроможним, з огляду на те, що на відміну від решти зобов'язань, кредитні зобов'язання позичальника перед банківською установою повинні бути погашені виключно грошовими ресурсами.

Зокрема, підприємство може бути визнано не платоспроможним, але кредитоспроможним, оскільки величезний вплив на кредитоспроможність несе забезпеченість кредиту [30].

Отже, основним чинником у започаткуванні відносин між кредитором і клієнтом-позичальником є кредитоспроможність останнього. Тому здійснення оцінки кредитоспроможності, яку розробляють банківські установи для відповідних позичальників, повинне бути ключовим аспектом для укладання кредитного договору і дає змогу ефективно та точно оцінити чинники, які впливатимуть на непогашення позики.

Отже, на нашу думку, кредитоспроможність варто трактувати як економічну характеристику позичальника, тобто кредитоспроможність характерна позичальнику, що може в повному обсязі розрахуватися за своїми борговими зобов'язаннями виключно в грошовій формі в установлені кредитною угодою терміни. Кредитоспроможність має бути розглянута з декількох позицій: з позиції позичальника (коли спроможність розрахуватися за своїми борговими зобов'язаннями визначається системою показників) та з позицій кредитора (від рівня кредитоспроможності визначається розмір допустимого кредиту).

1.3 Проблеми прогнозування кредитоспроможності фізичних осіб

На сучасному етапі розвитку сфери кредитування значні накопичення банківських капіталів, розширення пропозицій банків та підвищення рівня організації та уніфікації бізнес-процесів спричиняють підвищення динаміки зростання частки роздрібних клієнтів та обсягів виданих кредитів. Також спостерігається спрощення вимог банків до потенційних клієнтів і скорочення часу, необхідного для прийняття рішення щодо можливості кредитування певного клієнта.

Очевидно, що наявність впливу таких чинників призводить до зростання втрат внаслідок реалізації відповідних фінансових ризиків. Якщо темп приросту та дохідність кредитного портфеля достатньо високі, то здебільшого вони повністю

покривають фінансові втрати внаслідок існування ризиків. Саме тому велика частка фінансових організацій протягом тривалого періоду не робили належних інвестицій в розробку і реалізацію сучасних методів контролю видачі кредитів та впровадження сучасних інформаційних технологій, спрямованих на підтримку прийняття рішень під час керування ризиками споживчого кредитування. Однак ситуація з роздрібним кредитуванням поступово погіршилася, особливо з настанням чергової світової фінансової кризи, незважаючи на її (в основному) зовнішнє походження.

При видачі кредиту оцінку кредитоспроможності фізичної особи-позичальника проводять на основі кількісних та якісних показників, обов'язково перевіряється «кредитна історія – інформація про всі кредити позичальника та про строки їх погашення, що Українське бюро кредитних історій (УБКІ) отримує від банків, страхових і лізингових компаній, кредитних союзів та інших фінансових інститутів. Оцінка кредитної історії – ключовий фактор під час рішення щодо видачі нового кредиту» [31].

Отже, на основі вищезгаданої інформації варто охарактеризувати основні проблеми прогнозування кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників, які впливають на якість та ефективність виявлення кредитних ризиків у банківській установі:

1. Існування “поганих” даних:

«Погані дані» - це дані, неточні для бізнесу. Ця неточність не просто означає, що дані хибні, правдиві дані також можуть бути поганими.

Неправильні дані можуть включати дані, у яких відсутні ключові елементи - дані, які не мають відношення до цілей, для яких вони мають бути використані, дані, які дублюються, дані, які погано зібрані тощо. Використання банківською установою поганих даних може суттєво вплинути на результати її діяльності, а в деяких випадках і зовсім стати катастрофічною [32].

Існують причини, чому погані дані настільки шкідливі для прогнозування поведінки бізнесу, залежать від типу недоліків в самих даних:

Неправдива інформація: Дані часто збираються банківськими установами, щоб дати їм краще уявлення про поточну роботу своєї галузі або базу клієнтів. Природньо, якщо дані, складені компанією, містять неправдиву інформацію, мета компанії зазнає поразки. Наприклад, якщо банківська установа бажає провести опитування щодо поведінки клієнтів щодо ділової практики та отриманий відгук є неправдивою інформацією, вся мета опитування зазнала невдачі, і банк не отримає ту інформацію, яку він шукає.

Неповна інформація: Однією з якостей хороших даних є їхня повнота. Це пояснюється тим, що дані є багатограними і часто одні дані та один їх аспект не можуть дати повної картини. Наприклад, банківська установа може вирішити провести опитування клієнтів, щоб визначити реакцію на певну ділову практику. Надані дані можуть підказати їм, яке поточне ставлення клієнтів до цієї практики, але не пояснити, чому вони формуються. У цьому випадку була вирішена лише мала частина більшої проблеми.

Нерелевантні дані: Мало що є витратою часу та ресурсів для бізнесу більше, ніж збір даних, які для них не мають значення. Це можуть бути дані, які стосуються зовсім іншої галузі, дані, які не орієнтовані належним чином на кредитування та дані, що мають надто розпливчастий характер.

Причину, чому погані дані можуть вплинути на результати діяльності, можна знайти в цілях самих даних. Часто, коли банк вирішує збирати дані, він робить це з метою прийняття рішень на основі зібраної інформації.

Банківські установи часто збирають нові дані до випуску нових кредитних пропозицій. Це означає, що якість зібраних даних безпосередньо пов'язана з рішеннями, які приймає банк у короткостроковій та довгостроковій перспективі. Це не обмежується лише рішеннями, прийнятими щодо випуску продукції чи інвестицій, а також внутрішніми рішеннями. Внутрішні дані можна збирати всередині організації, і на основі цього формується внутрішня політика [33].

Наприклад, якщо будь-який бізнес приймає рішення на основі неправдивих даних, він, швидше за все, втратить свій час та ресурси. Те саме стосується неповної

інформації або даних, які не мають значення. Бізнес-ресурси є обмеженими і бізнес триватиме недовго, якщо керівники продовжуватимуть приймати рішення на основі невірних даних неодноразово.

2. Нестабільний розвиток споживчого кредитування:

Нестабільний розвиток споживчого кредитування зумовлений низкою факторів:

- фінансово-економічна та політична нестабільність;
- зростання рівню інфляції та скорочення реальних доходів і рівня життя населення (низький рівень заробітної плати спричиняє неможливість повернення багатьма позичальниками кредиту і відсотків за ним);
- нестабільність валютного курсу, що спричиняє підвищення ризику неповернення кредитів, отриманих в іноземній валюті;
- застаріле та недосконале законодавство у сфері споживчого кредитування фізичних осіб;
- нерозвиненість інфраструктури кредитного ринку, недовіра населення до вітчизняної банківської системи;
- зростання кредитного ризику, пов'язаного з необ'єктивною оцінкою кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників.

3. Відсутність єдиного обґрунтованого визначення поняття кредитоспроможності:

Сучасна література приділяє значну увагу питанням кредитоспроможності клієнта банківської установи, існує безліч тлумачень цієї категорії, що свідчить про еволюцію цього поняття залежно від ступеня розвиненості економіки країни та середовища функціонування кредитних установ.

Оскільки, різні наукові джерела вказують різне тлумачення поняттю кредитоспроможність, тому на основі різних понять формується наступна проблема прогнозування кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ - відсутність єдиної методики оцінки кредитоспроможності позичальників.

4. Відсутність єдиного обґрунтованого методологічного підходу та єдиної методики оцінки кредитоспроможності позичальників:

У зв'язку з різним методологічним підходом до трактування кредитоспроможності дослідники цієї тематики використовують принципово різні підходи до оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ, базуючись на методиках визначення платоспроможності, андеррайтингу, оцінці кредитної історії, скорингових моделях, нечітко-множинних методах та на інших, не менш важливих підходах [34].

Отже, існування різних методологічних підходів до тлумачення поняття кредитоспроможності, вплив “поганих” даних, наявність стохастичного зовнішнього та внутрішньоекономічного середовища та відсутність єдиної методики оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ зумовлює існування проблеми оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ і передбачає подальший розвиток комплексного підходу до оцінювання кредитоспроможності потенційних позичальників із застосуванням скоринг-системи, що дозволяє полегшити та спростити процедуру отримання споживчого кредиту як для банківської установи, так і для позичальників.

Зокрема, одними з можливих аспектів розробки вищезазначеного підходу є: забезпечення функціонування всеукраїнського бюро кредитних історій, у якому мають бути сконцентровані дані про усіх потенційних позичальників; активне використання маркетингових технологій для забезпечення зростання обсягів споживчого кредитування, створення нових кредитних продуктів для фізичних осіб.

1.4 Наукові підходи щодо моделювання кредитоспроможності позичальників банківських установ

Аналіз методологічних основ, наукових підходів та практичних аспектів оцінки кредитоспроможності позичальників банківських установ дозволив нам сформулювати

основні проблеми досліджуваної тематики та розробити ефективне і універсальне рішення на основі праць минулих науковців.

Загалом, дослідники розглянутої тематики зосереджують увагу на оцінюванні кредитоспроможності юридичних осіб-підприємств. Аналізом цієї проблематики займалися такі науковці, як В. В. Гласюк, О.В. Дзюблюк, А.О. Єпіфанов, С.В. Васильчак, А.В. Гідулян, О.О. Терещенко та інші. Підходи до оцінювання кредитоспроможності цих авторів базуються на використанні бально-рейтингової системи оцінки, моделей банкрутства, а також експертного оцінювання можливості надання кредиту.

Серед науково-дослідницького матеріалу у сфері оцінювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ можна виділити праці Сороківська З. К., Цугунян А. М., Волик Н. Г., Бучко І. Є., Герасимович А. М., Внукова Н. М., Кришталь Г. О, які досліджують питання оцінки кредитоспроможності у кризовий період та в умовах мінливості зовнішньоекономічної ситуації. Праці вищеназваних дослідників дозволяють зробити висновки про створення сприятливих умов для надання більш якісних банківських послуг та повернення довіри до банківської системи України. Тому, зміни у роботі банківської системи країни, пристосування її до нових макроекономічних умов господарювання потребують подальших ґрунтовних досліджень.

Також можна відзначити Ю.М. Паночишинного, О.М. Козачко, І.Є. Паночишинну [35]. У їх роботі було розглянуто нечітку модель оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників комерційних банківських установ, що дає можливість формалізувати експертні знання, поєднати кількісні та якісні показники, а також має високу здатність до адаптації реальних даних.

Особливу увагу варто приділити праці О. М. Новоселецького та О.В. Якубця [36]. Дослідники у своїй праці провели оцінку кредитоспроможності фізичної особи-позичальника на основі кількісних та якісних показників.

До якісних показників науковці віднеси:

- сукупний чистий дохід (місячний дохід клієнта за вирахуванням його витрат);
- порівняння планового платежу по кредиту з чистим доходом.

Для розрахунку кількісних показників банк враховує доходи фізичних осіб, факт отримання яких протягом дії договору підтверджується достовірними документами, виданими третьою особою.

Також науковці стверджують, що аналіз фінансового стану позичальника необхідно доповнювати перевіркою адекватності зазначених даних (шляхом порівняння із середнім показником по регіону), залученням даних кредитних бюро з інформацією про кредитну історію клієнта, при необхідності перевірки точності зазначених даних надсиланням запитів для отримання відомостей до спеціалізованих державних служб (Пенсійного фонду, Державної автомобільної інспекції, Державного земельного кадастру, реєстраційних служб і т.д.).

До якісних показників оцінки кредитоспроможності фізичної особи-позичальника дослідники віднесли:

- наявність забезпечення кредиту та рівень його ліквідності;
- загальний матеріальний стан клієнта (наявність у власності майна, за виключенням заставного, а також депозитних вкладень);
- соціальна стабільність клієнта (наявність постійної роботи, ділова репутація, сімейний стан, рівень освіти, термін проживання у певній місцевості);
- вік клієнта;
- кредитна історія (наявність та характер попередніх кредитних вілеосин).

На основі вищезгаданих показників науковці побудували нечітку модель оцінки кредитоспроможності фізичної особи-позичальника капіталу в банку з використанням комплексного алгоритму Fuzzy Logic Toolbox програмного пакету matLab у 5 етапів.

Етап 1. Формування набору показників $X_i, i = \overline{1, N}$, які є найважливішими для оцінки.

Користуючись вищезгаданою методикою дослідники поділили існуючі показники на кількісну та якісну групи.

До множини вхідних показників науковці віднесли:

- X_1 – фінансовий стан позичальника,
- X_2 – групу ліквідності забезпечення кредиту та умови її наявності,
- X_3 – вік клієнта,
- X_4 – сімейний стан,
- X_5 – термін проживання у даній місцевості,
- X_6 – загальні матеріальний стан клієнта,
- X_7 – рівень освіти,
- X_8 – сферу зайнятості,
- X_9 – стаж роботи,
- X_{10} – кредитну історію.

Етап 2. Формування лінгвістичних змінних та нечітких підмножин.

На основі правил побудови нечітких моделей та рекомендацій експертів у сфері банківського кредитування дослідники описали терм-множини значень лінгвістичних змінних.

Наступними були: Етап 3 - побудова трикутної та гаусової функцій належності термів лінгвістичної змінної універсальній множині; Етап 4 - формування набору правил; Етап 5 - прийняття рішення.

Дослідники роблять висновки, що розглянутий підхід є перспективним напрямом для побудови і використання нечітких моделей при оцінюванні кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників капіталу в банку. Результатом застосування моделі є лінгвістичний опис станів кредитоспроможності. Основною перевагою такого методу є можливість оперування вхідними даними, заданими нечітко [36].

Також вартою уваги є праця Т.Б. Стечишин [37], в якій автор охарактеризовує сучасні методики оцінки кредитоспроможності позичальника-фізичної особи, що

використовуються банківськими установами в практичній діяльності. У дослідженні наведено основні переваги та недоліки використання кожної з них та доцільність застосування методик під час укладання кредитних угод. Визначено, що найкращою методикою оцінки кредитоспроможності фізичної особи є розробка алгоритму кредитного скорингу.

Науковиця виділяє, що оцінка кредитоспроможності позичальника – фізичної особи визначається за результатами аналізу кількісних показників (економічна кредитоспроможність) та якісних характеристик (особиста кредитоспроможність), підтверджених відповідними документами і розрахунками. Під час розгляду питання про надання кредиту і надалі в процесі обслуговування боргу банк має обрати для аналізу ті показники, які так чи інакше можуть вплинути на виконання зобов'язань за кредитом. Потрібно також визначити рівень імовірного впливу обраних показників на кредитоспроможність позичальника, встановивши для кожного з них нормативні значення та відповідні бали значущості (вагові коефіцієнти).

До множини якісних показників дослідниця відносить такий набір показників:

- загальний матеріальний стан клієнта (наявність майна: нерухомості, цінних паперів, банківських вкладів, транспортних засобів та ін.);
- соціальна стабільність (постійна робота, сімейний стан, ділова репутація);
- вік і стан здоров'я клієнта;
- кредитна історія (інтенсивність користування банківськими кредитами у минулому та своєчасність їх погашення, користування іншими банківськими послугами).

До множини кількісних відійшли такі показники:

- сукупний чистий дохід (щомісячні очікувані сукупні доходи, зменшені на сукупні витрати та зобов'язання) та прогноз на майбутнє;
- накопичення на рахунках в банку;
- коефіцієнти, які характеризують поточну платоспроможність позичальника і його фінансові можливості виконати (зобов'язання за кредитною угодою:

співвідношення сукупних доходів і витрат, сукупного чистого доходу за місяць і щомісячного внеску за кредитом і відсотками за ним);

- забезпечення (застава рухомого та нерухомого майна, наявність страхових полісів, можливість передавання права власності на об'єкт кредитування) та рівень його ліквідності.

Також автор зазначає, що не менш важливим при оцінці кредитоспроможності для банку є інформаційна база. Первинна інформація одержується банком із таких документів:

- заявки на отримання кредиту;
- паспорт, на основі якого працівник банку визначає місце проживання по останній адресі, вік, сімейний стан і наявність дітей;
- довідки з місця роботи, де повинно бути вказано: середньомісячна заробітна плата (за останні 6 місяців), сума прибуткового і інших податків які щомісячно сплачує позичальник, стаж роботи на підприємстві, сума обов'язкових щомісячних відрахувань (аліменти, страхові внески);
- книжки по розрахунках плати за квартиру і комунальні послуги;
- документи які підтверджують прибутки по вкладах в банках і цінним паперам.

Дослідниця виділяє такі методики оцінки кредитоспроможності фізичних осіб: методика визначення платоспроможності;

- андеррайтинг;
- оцінка кредитної історії;
- скорингові моделі [37].

Згідно з методикою — визначення платоспроможності — визначається коефіцієнт витрат, який зумовлює поточний фінансовий стан позичальника і вказує на частку щомісячних витрат позичальника в його доході [38, с. 58].

Процедура андеррайтингу здійснюється за такими основними напрямками аналізу зібраної і документально підтвердженої інформації про позичальника:

- оцінка платоспроможності потенційного позичальника - здатності вчасно погасити кредит - на основі аналізу його доходів і витрат;
- оцінка готовності позичальника погасити кредит, тобто його кредитної дисципліни, на основі аналізу його кредитної історії;
- оцінка достатності готівкових грошових коштів, якими володіє потенційний позичальник для виплати початкового внеску на покупку житла і оплати всіх інших необхідних витрат по здійснюваних операціях;
- оцінка достатності забезпечення повернення кредиту, що припускає визначення співвідношення суми цього кредиту і оціночної вартості придбаного житлового майна, проведення юридичної експертизи правовстановлюючих документів на предмет іпотеки.

Оцінюючи методику андеррайтингу, можна зробити висновок, що тут застосовується комплексний системний підхід до аналізу позичальників. Позитивна сторона цієї методики - це можливість банку розробити до будь-якого потенційного позичальника індивідуальний підхід, за якого буде враховано необхідну кількість чинників. Серед недоліків цієї оцінки варто відзначити трудомісткість її виконання, що потребує особливої кваліфікації працівників банківських установ.

Оцінка кредитної історії позичальника банку передбачає, що для ідентифікації кредитоспроможності клієнта вивчають як місячні доходи, так і витрати позичальника. Доходи, як правило, визначаються за трьома напрямками: доходи від заробітної плати; доходи від заощаджень та цінних паперів; інші доходи.

Суть методики скорингу полягає в тому, що кожному параметру, що характеризує позичальника, надається реальна оцінка в балах. У спрощеному вигляді скорингова модель – це зважена сума визначених характеристик позичальника: вік, сімейний стан, місце роботи, дохід та багато інших факторів. Основне завдання скорингу полягає не лише в тому, щоб з'ясувати, чи спроможний клієнт повернути кредит та виплатити відсотки чи ні, але і ступінь надійності та обов'язковості потенційного позичальника.

Узагальнюючи все вище наведене автор робить висновок, що згідно з результатами аналізу існуючих методик оцінки кредитоспроможності позичальника-фізичної особи встановлено, що кредитний скоринг є найбільш прийнятним методом для банків в сучасному мінливому економічному просторі. Саме цей метод дозволяє врахувати і особливості розвитку регіону, і боротись із шахрайськими діями позичальників, що нині є надзвичайно актуальним аспектом при укладанні кредитних угод [37].

Також варто зазначити, що скорингові системи є дуже зручним інструментом оцінювання кредитоспроможності. Використання скорингу сприяє підвищенню швидкості прийняття рішень щодо видачі кредитів, що є дуже важливим у сучасних умовах. Окрім того, скоринг ураховує не тільки фінансові показники діяльності позичальника, а й якісні показники кредитоспроможності. Якісні показники кредитоспроможності відіграють не менш важливу роль у визначенні вірогідності повернення кредиту ніж кількісні.

Розповсюдження скорингових систем для виявлення та оцінювання ризиків роздрібного кредитування пояснюється наявністю великої кількості однотипних позичальників у цій сфері кредитування [39].

Скоринг зумовлює можливість здійснення експрес-аналізу в присутності позичальника. Більшість спеціалістів визнає цю методику найбільш ефективною для споживчого кредитування, з урахуванням алгоритмів побудови системи і вхідних інформаційних даних. Скоринг використовується головним чином під час кредитування фізичних осіб, особливо при видачі споживчих кредитів, не забезпечених заставою.

Скоринг являє собою математичну або статистичну модель, яка стає основою комп'ютерних прикладних програм. Самостійно банківським установам розробляти такі додатки є надзвичайно дорого, це потребує знання не лише банківської, а й комп'ютерної справи, програмування. Відтак, банки обмежуються придбанням скорингової карти для оцінювання платоспроможності позичальника у розробників скорингових рішень, однак рідко купують у того ж розробника програми для служб

зі збору боргів. Нині розробників скорингових рішень фінансові установи обирають виходячи з цін на їхню продукцію і досвіду в сфері кредитних послуг.

Основними напрямками розвитку скорингових систем є пошук нових факторів впливу, розробка та використання новітніх моделей оцінки кредитного ризику позичальників, методів їх реалізації. Оскільки конкуренція на ринку споживчого кредитування жорстка, то установа з кращою системою кредитного ризик-менеджменту отримає значні конкурентні переваги.

Останнім часом скоринг стає дедалі більш популярним не тільки під час оцінки кредитного ризику, а й в інших галузях:

- при маркетинговому дослідженні (для визначення ймовірності, що саме ця група клієнтів користуватиметься цим видом продукції);
- роботі з боржниками (для визначення найбільш ефективного методу відшкодування збитків);
- виявленні шахрайства з кредитними картками;
- визначенні ймовірності, що клієнт може перейти до конкурента та ін.

Отже, базуючись на вищезгаданих методиках ми зосередимося на розробленні скорингових моделей прогнозування кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ на основі алгоритмів машинного навчання, оскільки вони мають низку переваг:

- підвищення точності оцінки позичальника та зменшення рівня неповернень. Як свідчить досвід західних країн, після впровадження в систему скорингових моделей рівень «поганих» боргів скоротився на 15–20% у порівнянні з ручним опрацюванням кредитних заявок.
- прискорення процедури оцінки позичальника. Метод скорингу дозволяє провести експрес-аналіз заявки на кредит у присутності клієнта.
- швидкість і безсторонність в ухваленні рішень. У французьких банках клієнт, запросивши позику і заповнивши спеціальну анкету, може отримати відповідь про можливість надання позики протягом кількох хвилин.

- збільшення кредитного портфелю за рахунок зменшення кількості необґрунтованих відмов по кредитних заявах, можливість ефективного управління кредитним портфелем,

- створення централізованого накопичення даних про позичальників;
- зниження резервів, що формуються на можливі втрати по кредитах;
- відсутність необхідності тривалого навчання персоналу.

Впровадження кредитного скорингу в практичну діяльність банківських установ дасть змогу:

- підвищити ефективність управління кредитним портфелем банку на підставі прийняття зважених та обґрунтованих рішень;
- знизити операційні витрати завдяки економії робочого часу працівників кредитного відділу, оскільки порівняно з традиційним аналізом кредитної заявки знижується кількість документації, що обробляється;
- використовувати якісно нові системи прийняття рішень щодо видачі кредиту і вдосконалення моделей кредитування.

В свою чергу, застосування методів машинного навчання в розробці вищезгаданої моделі дає змогу обробляти масиви інформації, з якими практично не можливо справитися, використовуючи більш традиційні підходи [40].

До того ж машинне навчання підтвердило свою дієвість у виявленні трендів у великих сукупностях даних. Часто ці тренди виражені занадто слабо та мінливо і тому їх не в змозі розпізнати людина; або обсяги даних є занадто великими для того, щоб їх ефективно обробила «не-розумна» комп'ютерна програма. Якісно натренована скорингова модель може взяти на себе більшу частину роботи, залишаючи людині лише більш складні, унікальні випадки. Відтак поєднання можливостей технологій машинного навчання дозволить досягнути ще більшої операційної ефективності.

У підсумку, можна сказати, що використання машинного навчання при розроблені скорингових моделей є перспективним враховуючи наведені переваги. Це зумовлено тим, що ми отримуємо досить продуктивну систему для прогнозування кредитоспроможності позичальників банківських установ. Подальший розвиток

скорингових моделей можливий лише з впровадженням машинного навчання та інших обчислювальних технологій які дозволять використати більші обчислювальні потужності та краще оптимізувати робочий процес.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1

Дослідження теоретичних аспектів моделювання кредитоспроможності позичальників банківських установ дозволило зробити наступні висновки:

1. Узагальнення діючих теоретичних надбань в сфері узагальнення сутності категорії «споживчий кредит» дозволило нам сформулювати власне бачення змісту даного поняття «споживчий кредит». Споживчий кредит це кошти, що надаються кредитором (банком або іншою фінансовою установою) фізичним особам на придбання споживчих товарів або послуг у тимчасове користування, під процент, на умовах строковості та платності. Споживчий кредит, зазвичай, надається для придбання товарів тривалого користування (автомобілі, меблі, складна побутова техніка), на споживчі цілі, на навчання, лікування тощо. Споживчий кредит можуть надавати банки, кредитні спілки, ломбарди, а також підприємства торгівлі чи сфери послуг.

2. Зважаючи на думку вчених, в роботі класифіковане споживче кредитування за такими ознаками: цільовий характер, форма видачі, строки надання, способи погашення, ступінь покриття кредитом вартості товару, суб'єкти кредитних відносин.

3. Проведений аналіз наукових джерел свідчить про неоднозначну думку дослідників щодо визначення такої економічної категорії як «кредитоспроможність позичальника» на національному і міжнародному рівнях та наявність значних відмінностей між розумінням понять «кредитоспроможність» і «платоспроможність». Зокрема, це призводить до існування різних методологічних підходів до оцінювання кредитоспроможності позичальників банківських установ.

4. Здійснений аналіз проблем моделювання кредитоспроможності свідчить про існування різних наукових підходів до тлумачення поняття

кредитоспроможності, вплив “поганих” даних, наявність стохастичного зовнішнього та внутрішньоекономічного середовища та відсутність єдиної методики оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ, що зумовлює існування проблеми оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ і передбачає подальший розвиток комплексного підходу до оцінювання кредитоспроможності потенційних позичальників із застосуванням скоринг-системи, що спростить процедуру отримання споживчого кредиту.

5. Згідно з аналізом наукових підходів щодо моделювання кредитоспроможності позичальників можна сказати, що використання машинного навчання при розроблені скорингових моделей є перспективним методом оцінки кредитоспроможності. Це зумовлено тим, що отримується досить продуктивна система для прогнозування кредитоспроможності позичальників банківських установ. Подальший розвиток скорингових моделей можливий лише з впровадженням машинного навчання та інших обчислювальних технологій які дозволять використати більші обчислювальні потужності та краще оптимізувати робочий процес.

РОЗДІЛ 2

ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ КРЕДИТОСПРОМОЖНОСТІ ФІЗИЧНИХ ОСІБ-ПОЗИЧАЛЬНИКІВ БАНКІВСЬКИХ УСТАНОВ

2.1 Аналіз даних та відбір факторів впливу на кредитоспроможність фізичних осіб-позичальників банківських установ

В нашій роботі аналіз даних та відбір факторів впливу на кредитоспроможність фізичних осіб-позичальників банківських установ розроблений на основі методів машинного навчання.

Машинне навчання - це підполе штучного інтелекту, яке в цілому визначається як здатність машини імітувати розумну поведінку людини. Системи штучного інтелекту використовуються для виконання складних завдань, подібних до того, як люди вирішують проблеми.

Метою ШІ є створення комп'ютерних моделей, які демонструють “розумну поведінку”, подібну до людей, за словами Бориса Каца, головного наукового співробітника та керівника групи InfoLab у CSAIL. Це означає, що машини можуть розпізнавати візуальну сцену, розуміти текст, написаний природною мовою, або виконувати дії у фізичному світі [41].

Машинне навчання починається з даних, номерів, фотографій або тексту, таких як банківські операції, фотографії людей або навіть хлібобулочних виробів, записи ремонту, дані часових рядів з датчиків або звіти про продажі. Дані збираються та готуються до використання як навчальні дані, або інформація, на якій навчатиметься модель машинного навчання. Чим більше даних, тим краща програма.

З цього моменту програмісти обирають модель машинного навчання для використання, подають дані та дозволяють комп'ютерній моделі навчатись знаходити закономірності чи робити прогнози. Згодом програміст також може налаштувати

модель, включаючи зміну її параметрів, щоб допомогти підштовхнути її до більш точних результатів. Деякі дані вичерпуються з навчальних даних для використання в якості оціночних даних, які перевіряють, наскільки точна модель машинного навчання, коли їй показують нові дані. Результатом є модель, яку в майбутньому можна буде використовувати з різними наборами даних.

Функція системи машинного навчання може бути описовою, тобто система використовує дані для пояснення того, що сталося; передбачувальний, тобто система використовує дані для прогнозування того, що станеться; або розпорядчий, тобто система буде використовувати дані, щоб давати пропозиції щодо того, які дії слід вжити.

Існує три підкатегорії машинного навчання:

Моделі машинного навчання під наглядом навчаються за допомогою мічених наборів даних, які дозволяють моделям навчатися та з часом ставати більш точними. Наприклад, алгоритм був навчений зображенням собак та інших речей, всі вони позначені людьми, і машина вивчила б способи самостійно ідентифікувати зображення собак. Машинне навчання під наглядом - це найпоширеніший тип, який використовується сьогодні.

У машинному навчанні без нагляду програма шукає закономірності в даних без міток. Неконтрольоване машинне навчання може знайти закономірності або тенденції, яких люди явно не шукають. Наприклад, програма безконтрольного машинного навчання може переглядати дані про продажі в Інтернеті та визначати різні типи клієнтів, які здійснюють покупки.

Підсилення машинного навчання навчає машин шляхом проб і помилок вживати найкращих заходів, встановлюючи систему винагороди. Навчання підкріпленню може навчити моделі грати в ігри або навчати автономних транспортних засобів керувати автомобілем, повідомляючи машині, коли вона прийняла правильні рішення, що допомагає їй з часом дізнатися, які дії їй слід вжити.

Машинне навчання є основою бізнес-моделей деяких компаній, наприклад, у випадку алгоритму пропозицій Netflix або пошукової системи Google. Інші все ще

намагаються визначити, як корисно використовувати машинне навчання. На нашу думку, одна з найскладніших проблем машинного навчання - це з'ясувати, які проблеми ми можемо вирішити за допомогою машинного навчання.

Машини можуть аналізувати закономірності, наприклад, як хтось зазвичай витрачає гроші або де вони зазвичай роблять покупки, щоб виявити потенційно шахрайські транзакції з кредитною картою, спроби входу або спам-листи [42]. Отже, зважаючи на вищесказане, машинне навчання є дійсно ефективним методом аналізу даних.

Для того щоб розпочати процедуру аналізу даних на основі машинного навчання потрібно створити відповідне середовище. В нашому випадку основними характеристиками середовища машинного навчання є операційна система Windows 10 Professional та мова програмування R (версія 4.1.1), яку розширює перелік статистичних пакетів, які у свою чергу заточені під економіко-математичне моделювання процесів та візуалізацію отриманих результатів [43]. (Додаток А)

Основними бібліотеками мови програмування R для роботи з даними є:

- Gplots, ggplots2 – візуалізація результатів;
- ROCR – оцінка ефективності та адекватності моделей;
- Caret – побудова класифікаційних та регресійних моделей;
- randomForest – побудова моделей з допомогою метода випадкового лісу;
- DAAG – аналіз та візуалізація даних;
- Інші допоміжні бібліотеки.

Після побудови середовища наступним етапом роботи є дослідження, перетворення даних та формування вибірки.

Для покращення якості моделей, збільшення їх точності та переведення якісних змінних у числову форму необхідно скористатись підходом, що ґрунтується на розрахунку показника вагомості ознаки *WOE* (*Weight Of Evidence*), який для кожної підгрупи (категорії) позичальників банківських установ визначає узагальнену кількісну оцінку ризику невиконання кредитних зобов'язань [44]. Така оцінка базується на обчисленні часток просрочень та виплат кредитних зобов'язань за кожною

підгрупою показника відносно загальної кількості невиконаних кредитних зобов'язань та вчасних виплат кредиту, відповідно, з подальшим розрахунком WOE за формулою:

$$WOE_i = \ln\left(\frac{B_i}{G_i}\right), \quad i = \overline{1, k}, \quad (2.1)$$

де B_i – відношення кількості добросовісних фізичних осіб-позичальників у i -й категорії до загального числа добросовісних позичальників у вибірці; G_i – частка недобросовісних фізичних осіб-позичальників за i -ю категорією відносно їх загальної кількості; k – кількість підгруп (категорій) змінної.

WOE розраховується як для різних категорій якісного показника чи інтервалів кількісного показника, так і для окремої категорії, відповідної пропущеним даним.

Наведена методика має ряд переваг:

- Усування будь-яких нелінійних залежностей;
- Автоматичне масштабування всіх змінних до деякої шкали;
- Перетворення категоріальних змінних в неперервні;
- Відсутні дані можна розглядати як ще одне значення коефіцієнта;
- На основі WOE можна створити окрему картку оцінок, яку може вручну застосувати особа, що приймає рішення.

Проте метод має і суттєві недоліки:

- Втрачається інформаційна цінність через binning;
- Оцінка за окремими змінними не є неперервною і відбувається поетапно;
- Binning вимагає перегляду вручну;
- Розрахунок важливості змінної не такий простий, як у класичній логістичній регресії з регулярно масштабованими змінними [45].

Для оцінювання ефективності розбиття змінної на категорії та визначення загальної прогностичної сили категоризованого фактора (якісної чи кількісної характеристики, переведеної у категорії з розрахунком відповідного WOE) застосовується показник інформаційної значимості IV (*Information Value*) [44]:

$$IV = \sum_{i=1}^k (B_i - G_i) \cdot WOE_i. \quad (2.2)$$

Чим вищою є інформаційна значимість предиктора, тим сильнішою є залежність від нього вихідної змінної (табл. 2.1).

Таблиця 2.1.

Розподіл залежностей значень предикативної сили показника від його IV

Інформаційна значущість	Прогнозна сила
< 0.02 (2%)	незначимий предиктор
0.02 - 0.1 (2%-10%)	слабкий предиктор
0.1 - 0.3 (10%-30%)	нормальний предиктор
0.3 - 0.5 (30%-50%)	сильний предиктор
> 0.5 (50%)	підозріло сильний предиктор

Джерело: [44]

У магістерській роботі ми використали набір даних – “German Credit Data” [46]. Вибірка містить 1000 записів з 20 незалежними змінними (7 числових, 13 категоріальних) та 1 цільовою змінною, підготовлена професором професором університету “Статистики та економетрії Гамбурга” Гансом Гофманом. У цьому наборі даних кожен запис представляє фізичну особу, яка бере кредит у банку. Кожна людина класифікується як “хороший” або “поганий” позичальник відповідно до набору атрибутів [46]. (Додаток Б)

Залежна змінна у наборі даних відображає реальний статус позичальника банківської установи, а саме існування просроченої заборгованості по виплаті взятого кредиту. Вона представлена у вигляді категорій: Good Risk – 1, Bad Risk – 2. Пропорція вибірки наступна: 300 (30%) не мають заборгованостей по виплаті кредиту, 700 (70%) мають заборгованості по виплаті кредиту (табл. 2.1)

Таблиця 2.2

Пропорція “хороших” та “поганих” спостережень в аналізованій вибірці даних

	Кількість, осіб	Відсоток, %
Надійні позичальники	300	30
Ризикові позичальники	700	70

Джерело: розроблено автором

Атрибут 1 - Статус наявного поточного рахунку (Status of existing checking account). Категоріальна змінна, що вказує на існування та розмір поточного рахунку фізичної особи-позичальника банківської установи. Розмір поточного рахунку

позичальника може бути малим (A11), середнім (A12) та великим (A13) або його може взагалі і не бути (A14). Значення категорій представлені в таблиці 2.2.

Таблиця 2.3

Розподіл змінної “Статус наявного поточного рахунку”

Категорія	Значення
A11	< 0 DM
A12	0 - 200 DM
A13	>= 200 DM
A14	Не існує

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Статус наявного поточного рахунку” представлена на рисунку 2.1.

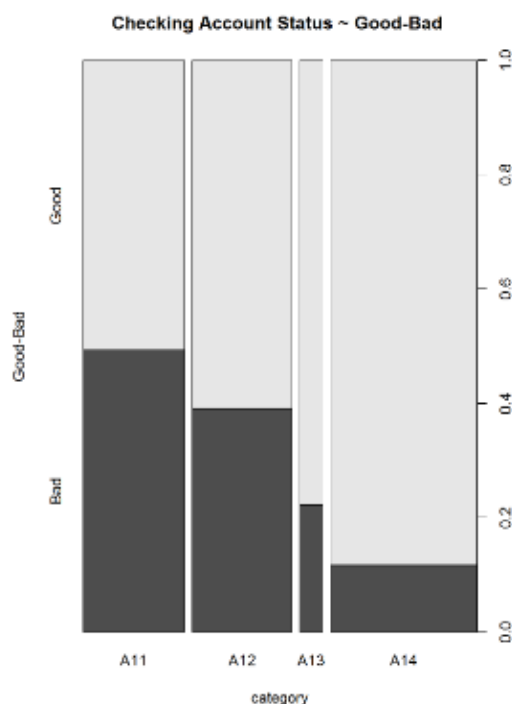


Рис. 2.1 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Статус наявного поточного рахунку” (сформовано автором)

Розрахуємо показники WOE для вищенаведеного атрибуту. В ході розрахунку показника WOE кожна змінна (як якісна, так і кількісна) поділяється на категорії з відповідними ним кількісними значеннями. Оскільки якісні змінні вже представлені у категоріях, то для них одразу можна здійснити розрахунок WOE та IV за формулами (2.1) та (2.2), відповідно. Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Статус

наявного поточного рахунку” (Checking account status) представлені у таблиці 2.4 та на рис. 2.2.

Таблиця 2.4

Значення WOE та IV для атрибуту “Статус наявного поточного рахунку”

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A11	< 0 DM	139	135	19,86	45,00	-8,18	20,56
A12	0 - 200 DM	164	105	23,43	35,00	-4,01	4,64
A13	>= 200 DM	49	14	7,00	4,67	4,05	0,94
A14	Не існує	348	46	49,71	15,33	11,76	40,43

Джерело: розроблено автором

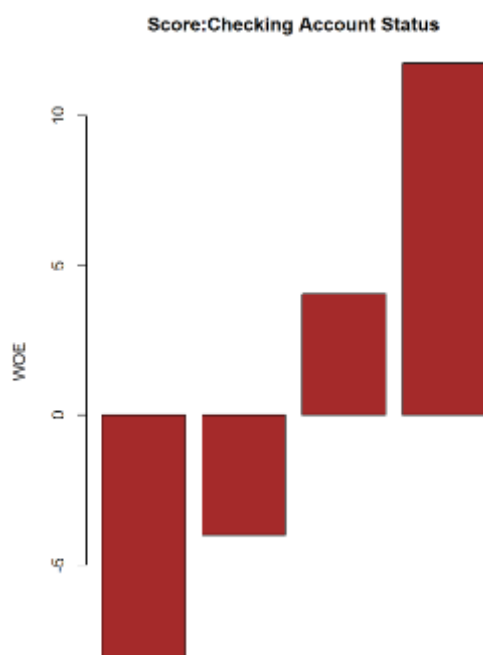


Рис. 2.2 Значення WOE binning для атрибуту “Статус наявного поточного рахунку” (сформовано автором)

Наприклад, для категорії «< 0 DM» значення WOE становить -8,18, що вказує на більшу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «>= 200 DM» значення WOE становить 11,76, що вказує на маленьку частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно

середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.2 та табл. 2.4 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різним статусом поточного рахунку.

Атрибут 2 – Тривалість кредиту в місяцях (Loan duration). Числова змінна, що вказує на кількість місяців, на які був узятий кредит у банківській установі. Для числових факторів процес категоризації має ряд особливостей. З метою біннінгу кількісних змінних застосуємо алгоритм формування категорій зі збереженням тренду [44]. Значення категорій атрибуту до та після групування представлені на рисунку 2.3.

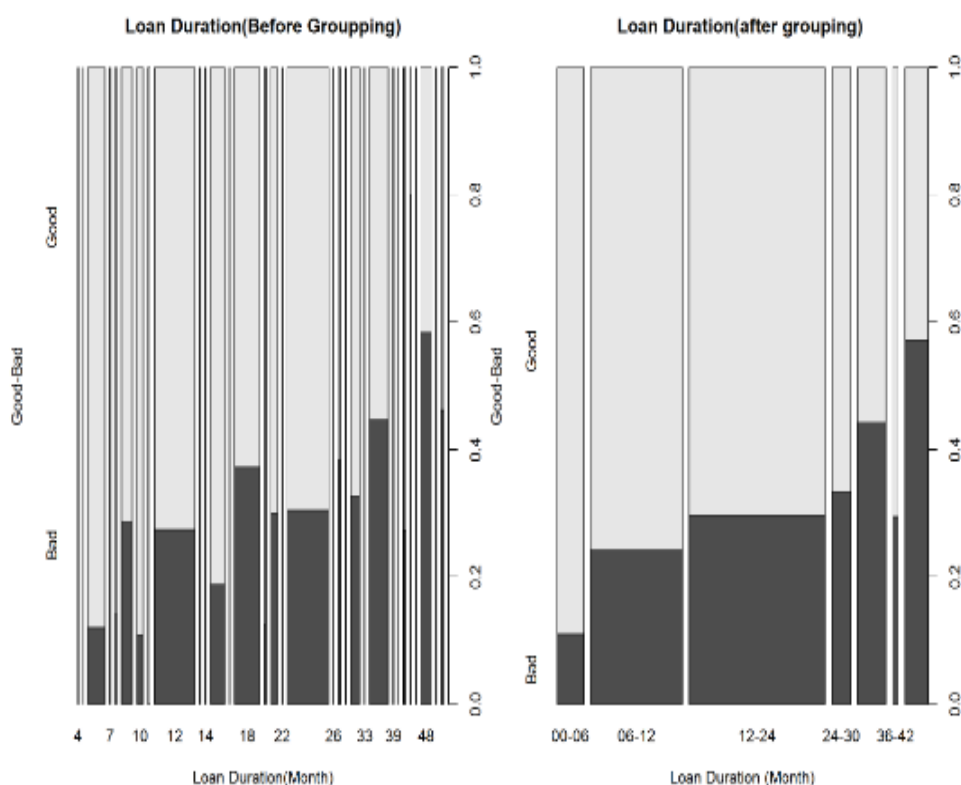


Рис. 2.3. Значення категорій атрибуту “Тривалість кредиту в місяцях” (Loan duration) до та після групування (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Тривалість кредиту в місяцях” (Loan duration) представлені у табл. 2.5 та на рис. 2.4.

Значення WOE та IV для атрибуту “Тривалість кредиту в місяцях”

Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
0-6	73	9	10,43	3,00	12,46	9,26
6-12	210	67	30,00	22,33	2,95	2,26
12-24	289	122	41,29	40,67	0,15	0,01
24-30	38	19	5,43	6,33	-1,53	0,14
30-36	48	38	6,86	12,67	-6,14	3,57
36-42	12	5	1,71	1,67	0,24	0,00
42+	30	40	4,29	13,33	-11,34	10,25

Джерело: розроблено автором

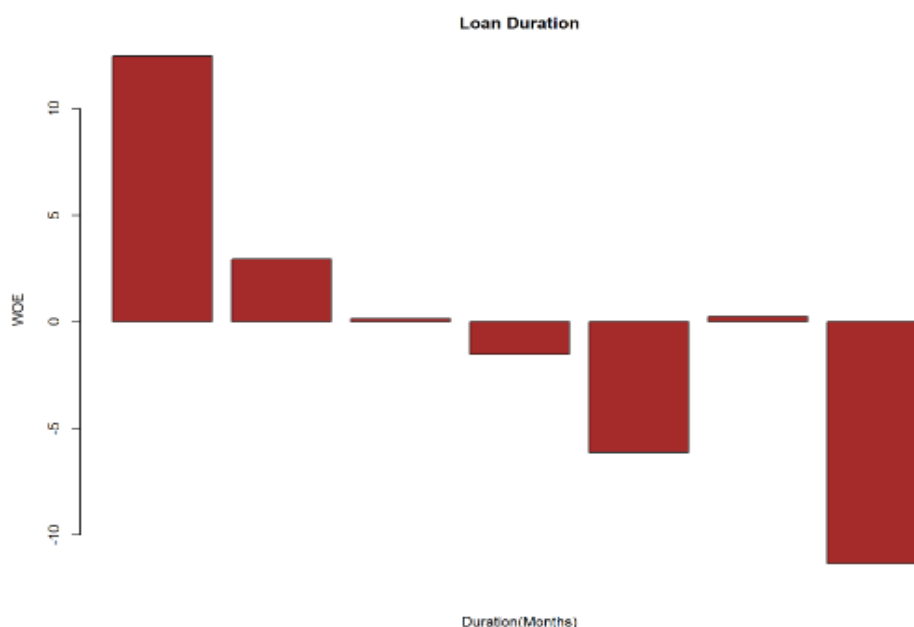


Рис. 2.4 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Тривалість кредиту в місяцях” (сформовано автором)

Наприклад, для категорії «42+» значення *WOE* становить -11,34, що вказує на велику частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «0-6» значення *WOE* становить 12,46, що вказує на маленьку частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.4 та табл. 2.5 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із відповідною тривалістю кредиту.

Атрибут 3 – Кредитна історія (Credit history). Категоріальна змінна, що вказує на вчасність виплат минулих кредитів фізичної особи. Стан кредитної історії позичкальника може варіюватись відповідно до даних табл.2.6.

Таблиця 2.6

Значення категорій показника “Стан кредитної історії” (Credit history)

Категорія	Значення (eng)	Значення (urk)
A30	no credits taken/ all credits paid back duly	кредитів не було/ всі кредити погашено належним чином
A31	all credits at this bank paid back duly	усі кредити цього банку погашено належним чином
A32	existing credits paid back duly till now	існуючі кредити погашаються належним чином досі
A33	delay in paying off in the past	існує затримка погашення кредиту в минулому
A34	critical account/ other credits existing (not at this bank)	критичний рахунок/ інші існуючі кредити (не в цьому банку)

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Стан кредитної історії” (Credit history) представлена на рисунку 2.5.

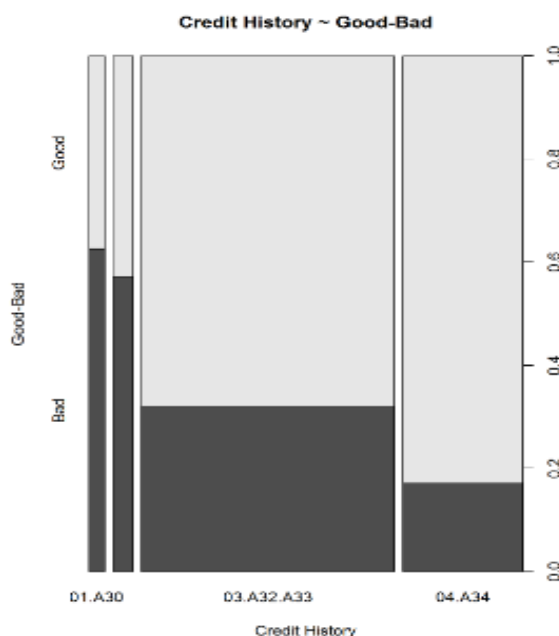


Рис. 2.5. Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Стан кредитної історії” (Credit history) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Стан кредитної історії” (Credit history) представлені у табл. 2.7 та на рис.2.6.

Таблиця 2.7

Значення WOE та IV для атрибуту «Стан кредитної історії» (Credit history)

Назва категорії	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A30	15	25	2,14	8,33	35,81	8,41
A31	21	28	3,00	9,33	13,50	7,18
A32,A33	421	197	60,14	66,67	0,88	0,49
A34	243	50	34,71	16,67	-7,33	13,22

Джерело: розроблено автором

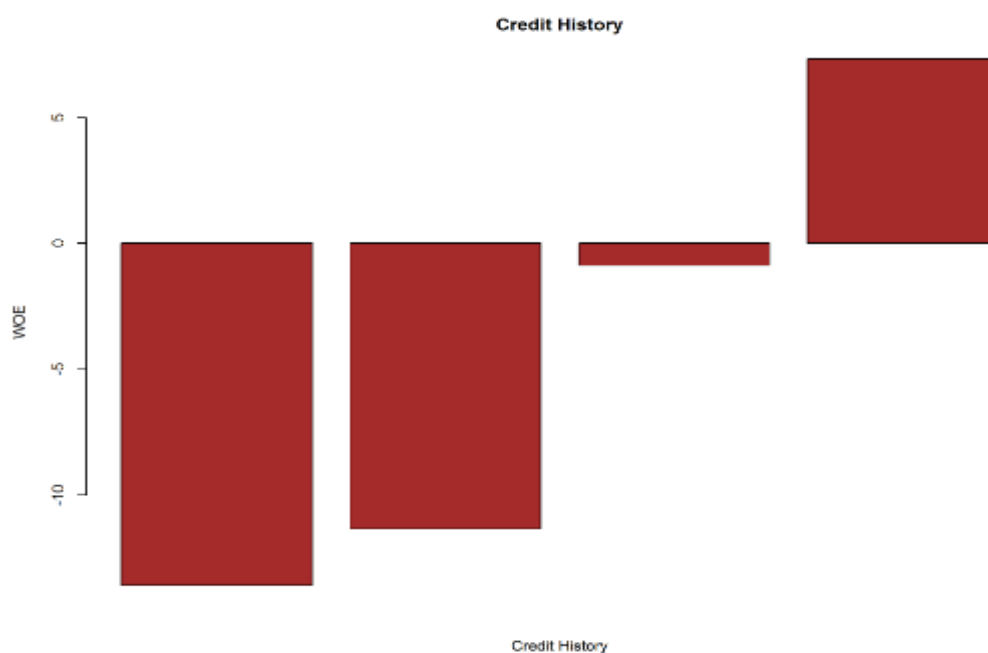


Рис. 2.6 Значення WOE binning для категорій атрибуту «Стан кредитної історії» (сформовано автором)

Наприклад, для категорії «кредитів не було/ всі кредити погашено належним чином» значення *WOE* становить 35,81, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «критичний рахунок/ інші існуючі кредити (не в цьому банку)» значення *WOE* становить -7,33, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.6 та табл. 2.7 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різною кредитною історією.

Атрибут 4 – Ціль кредитування (Purpose). Категоріальна змінна, що вказує на ціль, за для якої фізичною особою-позичальником був узятий кредит. Значення категорій змінної “Ціль кредитування” зображено у таблиці 2.8.

Таблиця 2.8.

Значення категорій атрибута “Ціль кредитування”

Категорія	Значення (eng)	Значення (ukr)
A40	car (new)	Нове авто
A41	car (used)	Вживане авто
A42	furniture/equipment	Меблі/обладнання
A43	radio/television	Радіо/телебачення
A44	domestic appliances	Побутова техніка
A45	repairs	Ремонт
A46	education	Освіта
A47	vacation	Відпустка
A48	retraining	Перепідготовка
A49	business	Бізнес
A410	others	Інше

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибута Ціль кредитування (Purpose) представлена на рисунку 2.7.

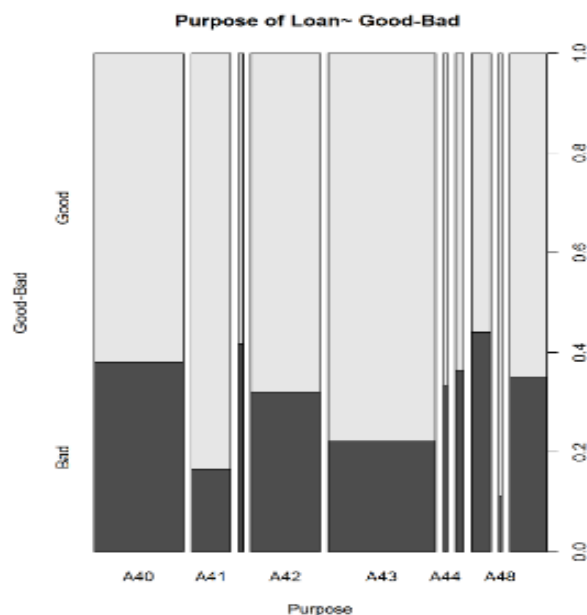


Рис. 2.7 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибута Ціль кредитування (Purpose) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибута “Ціль кредитування” (Purpose) представлені у табл. 2.9 та на рис.2.8.

Таблиця 2.9

Значення WOE та IV для атрибуту “Ціль кредитування” (Purpose)

Назва категорії	Значення	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A40	Нове авто	145	89	20,71	29,67	-3,60	3,23
A41	Вживане авто	86	17	12,29	5,67	7,74	5,12
A410	Інше	7	5	1,00	1,67	-5,13	0,34
A42	Меблі/обладнання	123	58	17,57	19,33	-0,95	0,17
A43	Радіо/телебачення	218	62	31,14	20,67	4,10	4,29
A44	Побутова техніка	8	4	1,14	1,33	-1,54	0,03
A45	Ремонт	14	8	2,00	2,67	-2,89	0,19
A46	Освіта	28	22	4,00	7,33	-6,06	2,02
A48	Перепідготовка	8	1	1,14	0,33	12,40	1,00
A49	Бізнес	63	34	9,00	11,33	-2,30	0,54

Джерело: розроблено автором

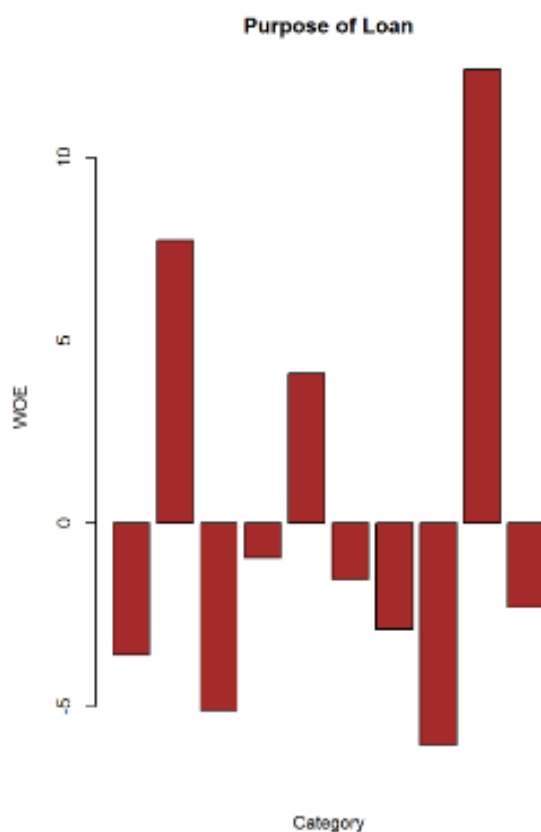


Рис. 2.8 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Ціль кредитування” (сформовано автором)

Отже, для категорії «Вживане авто» значення *WOE* становить 7,74, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій

групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «Бізнес» значення *WOE* становить -2,30, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.8 та табл. 2.9 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із відповідною ціллю кредитування.

Атрибут 5 – Сума кредиту (Credit amount). Числова змінна, що вказує на величину суму кредиту, який був узятий фізичною особою у банківській установі. З метою біннінгу кількісних змінних застосуємо алгоритм формування категорій зі збереженням тренду. Значення категорій атрибуту після групування представлені на рисунку 2.9.

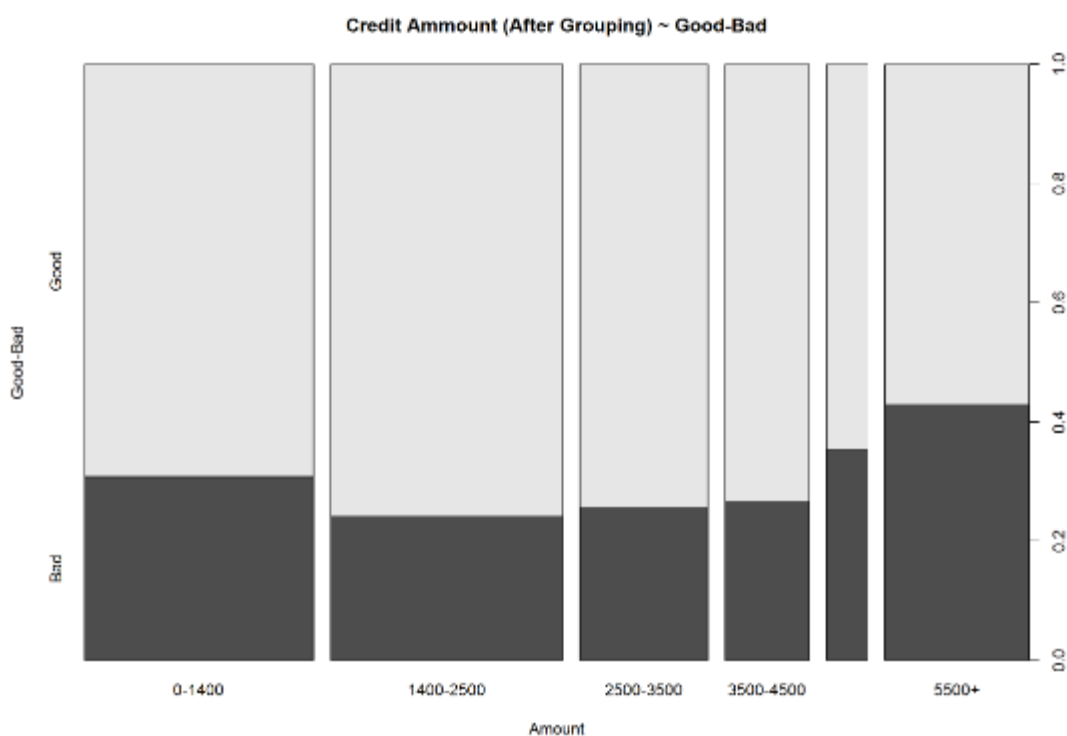


Рис. 2.9 Значення категорій атрибуту “Сума кредиту” (Credit amount) після групування (сформовано автором)

Результати розрахунків *WOE* та *IV* для атрибуту “Сума кредиту” (Credit amount) представлені у таблиці 2.10 та на рисунку 2.10.

Таблиця 2.10

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Сума кредиту” (Credit amount)

Діапазон значень категорії	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
0-1400	185	82	26,43	27,33	-0,33	0,03
1400-2500	205	65	29,29	21,67	3,01	2,29
2500-3500	111	38	15,86	12,67	2,25	0,72
3500-4500	72	26	10,29	8,67	1,71	0,28
4500-5500	31	17	4,43	5,67	-2,47	0,31
5500+	96	72	13,71	24,00	-5,60	5,76

Джерело: розроблено автором

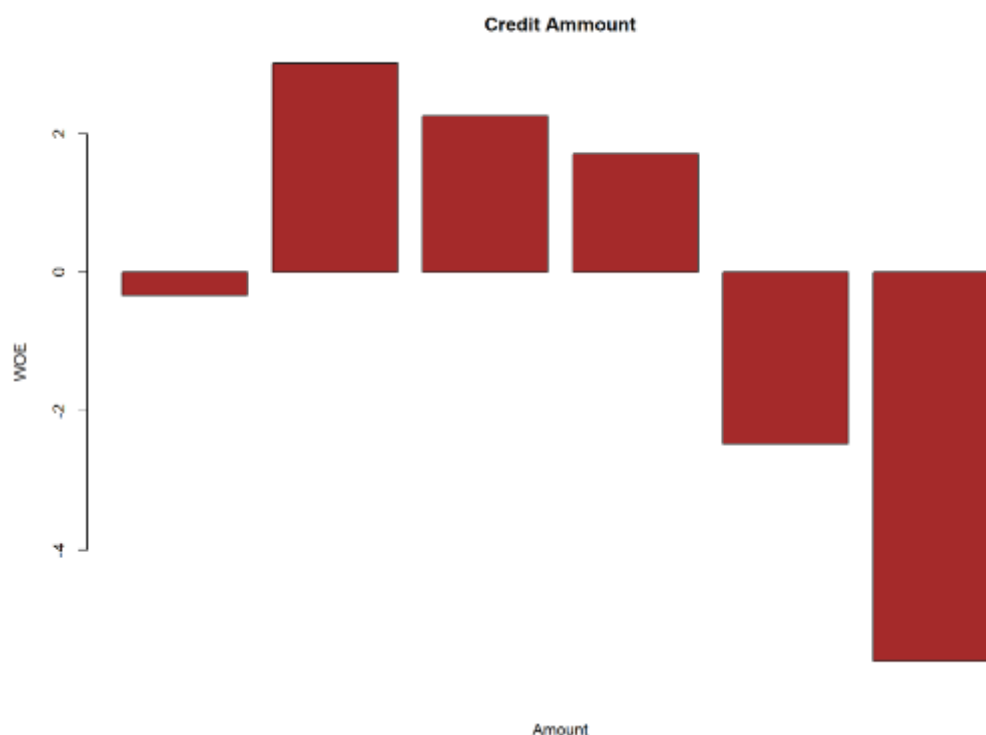


Рис. 2.10 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Сума кредиту” (сформовано автором)

Отже, для категорії «1400-2500» DM (німецькі марки) значення *WOE* становить 3,01, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «5500+» DM (німецькі марки) значення *WOE* становить -5,60, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну

заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.10 та табл. 2.10 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різною сумою кредитування.

Атрибут 6 – Стан наявного ощадного рахунку (Savings account/bonds). Категоріальна змінна, що вказує на наявність/відсутність ощадного рахунку та кількість грошей, що зберігаються на ньому. Значення категорій вищезгаданого атрибуту вказано у таблиці 2.11.

Таблиця 2.11

Діапазон значень категорій атрибуту “Стан наявного ощадного рахунку”
(Savings account/bonds)

Категорія	Значення
A61	< 100 DM
A62	100 - 500 DM
A63	500 - 1000 DM
A64	>= 1000 DM
A65	Невідомо/не існує

Джерело: розроблено автором

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Стан наявного ощадного рахунку” (Savings account/bonds) представлена на рисунку 2.11.

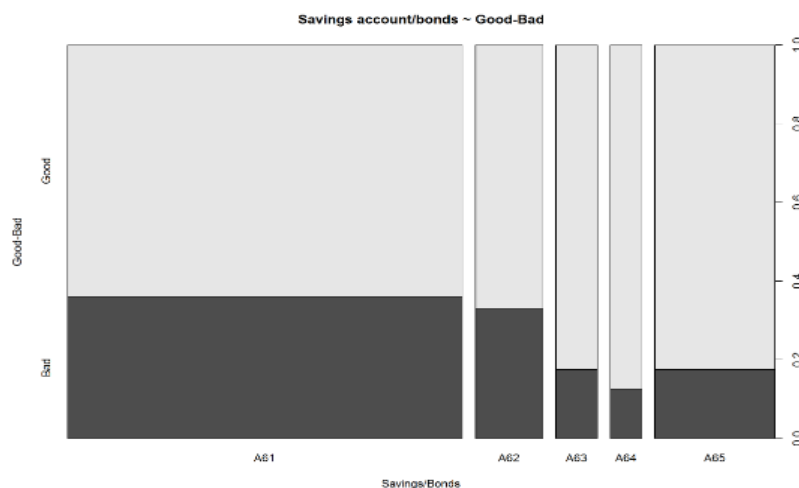


Рис. 2.11 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Стан наявного ощадного рахунку” (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Стан наявного ощадного рахунку” (Savings account/bonds) представлені у табл. 2.12 та на рис. 2.12.

Таблиця 2.12

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Стан наявного ощадного рахунку” (Savings account/bonds)

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A61	< 100 DM	386	217	55,14	72,33	-2,71	4,66
A62	100 - 500 DM	69	34	9,86	11,33	-1,39	0,20
A63	500 - 1000 DM	52	11	7,43	3,67	7,05	2,65
A64	>= 1000 DM	42	6	6,00	2,00	10,99	4,40
A65	Не існує/невідомо	151	32	21,57	10,67	7,04	7,67

Джерело: розроблено автором

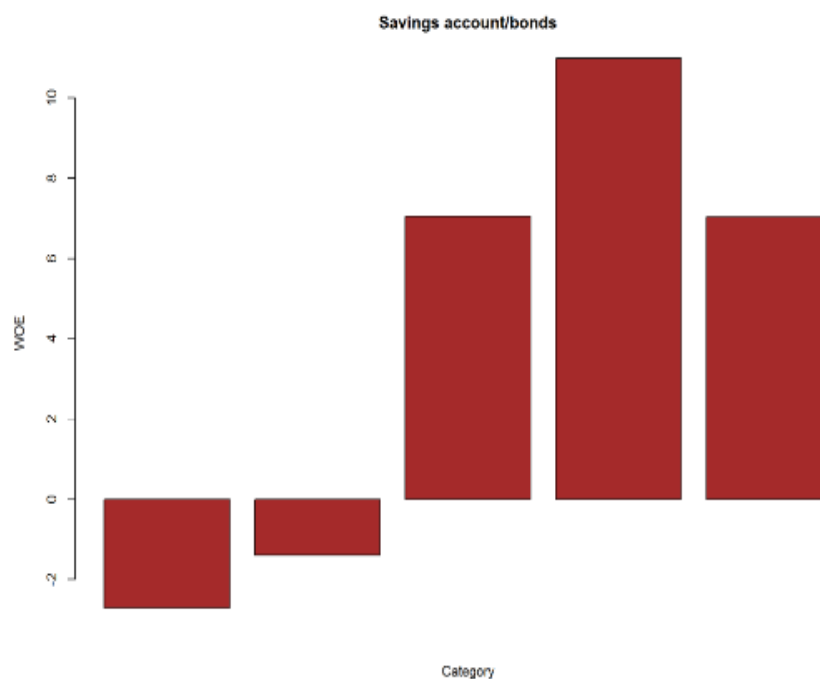


Рис. 2.12 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Стан наявного ощадного рахунку” (сформовано автором)

Отже, для категорії «>=1000» DM (німецькі марки) значення WOE становить 10,99, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «<100» DM (німецькі марки) значення WOE становить -2,71, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну

заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.12 та табл. 2.12 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різним статусом особистого ощадного рахунку.

Атрибут 7 – Досвід на поточній роботі у роках (Present employment since). Категоріальна змінна, що вказує на кількість років, протягом яких працівник виконує поточну роботу. Значення категорій вищезгаданого атрибуту вказано у табл.2.13.

Таблиця 2.13

Діапазон значень категорій атрибуту “Досвід на поточній роботі у роках”
(Present employment since)

Категорія	Діапазон значень
A71	безробітний
A72	< 1 рік
A73	1 - 4 роки
A74	4 -7 років
A75	>= 7 років

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Досвід на поточній роботі у роках” (Present employment since) представлена на рис. 2.13.

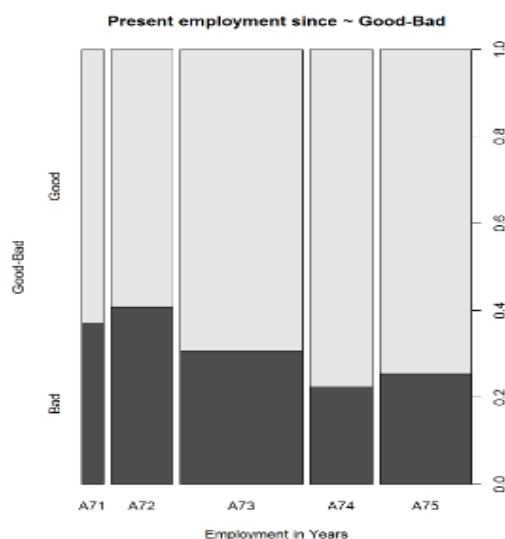


Рис. 2.13 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Досвід на поточній роботі у роках” (Present employment since) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Досвід на поточній роботі у роках” (Present employment since) зображені у табл. 2.14 та на рис. 2.14.

Таблиця 2.14

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Досвід на поточній роботі у роках” (Present employment since)

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A71	безробітний	39	23	5,67	7,67	-3,20	0,67
A72	< 1 рік	102	70	14,57	23,33	-4,71	4,13
A73	1 - 4 роки	235	104	33,57	34,67	-0,32	0,04
A74	4 -7 років	135	39	19,29	13,00	3,95	2,48
A75	>= 7 років	189	64	27,00	21,33	2,36	1,34

Джерело: розроблено автором

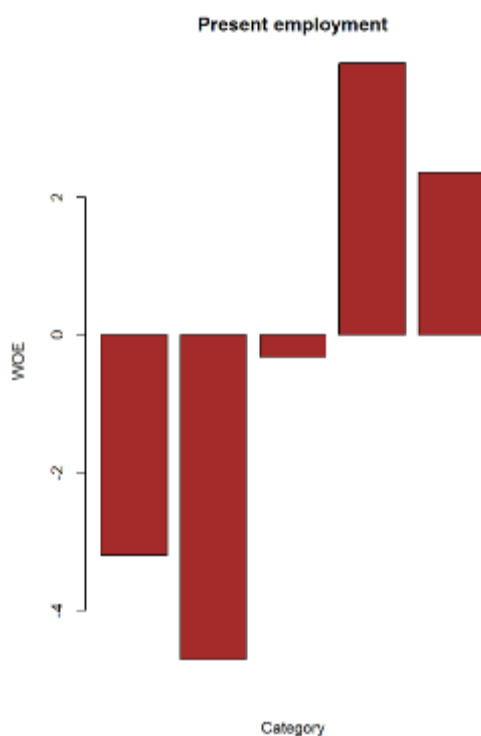


Рис. 2.14 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Досвід на поточній роботі у роках” (сформовано автором)

Отже, для категорії «>=7 років» значення WOE становить 2,36, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії

«безробітний» значення WOE становить $-3,20$, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.14 та табл. 2.14 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різним досвідом на поточній роботі.

Атрибут 8 – Частка разового платежу по кредиту від місячного доходу (instalment rate in percentage of disposable income). Категоріальна змінна, що вказує на частку рпзового платежу по кредиту від місячного доходу фізичної особи-позичальника. Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту представлена на рисунку 2.15.

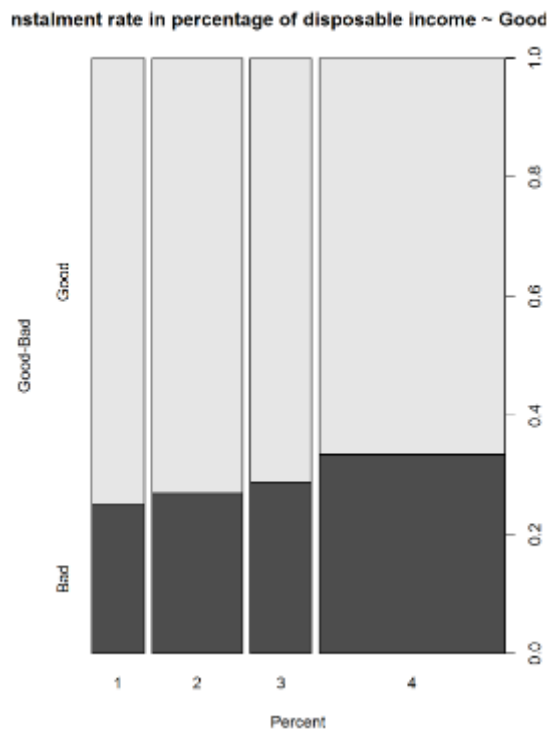


Рис. 2.15 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Частка разового платежу по кредиту від місячного доходу” (instalment rate in percentage of disposable income) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Частка разового платежу по кредиту від місячного доходу” (instalment rate in percentage of disposable income) зображені у табл. 2.15 та на рис. 2.16.

Таблиця 2.15

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Частка разового платежу по кредиту від місячного доходу” (instalment rate in percentage of disposable income)

Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
1	102	34	14,57	11,33	2,52	0,82
2	169	62	24,14	20,67	1,55	0,54
3	112	45	16,00	15,00	0,65	0,07
4	317	159	45,29	53,00	-1,57	1,21

Джерело: розроблено автором

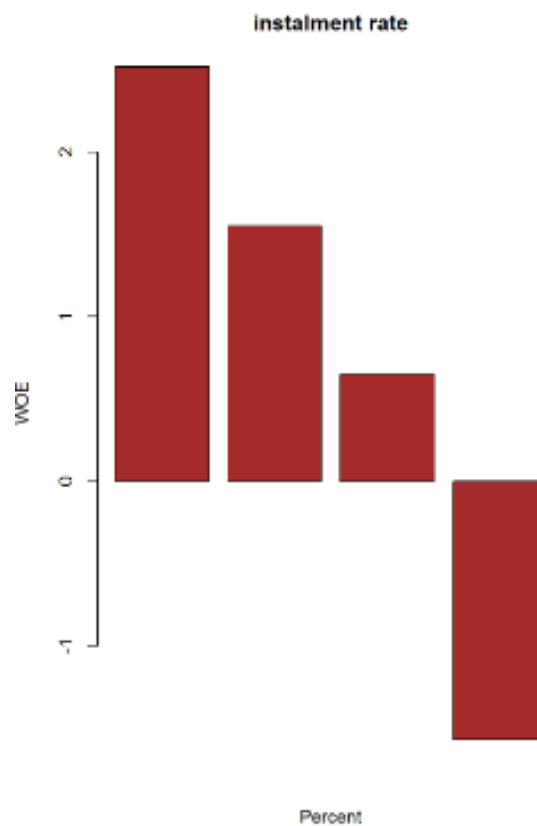


Рис. 2.16 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Частка разового платежу по кредиту від місячного доходу” (сформовано автором)

Отже, для категорії «1» значення WOE становить 2,52, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «4» значення WOE становить -1,57, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.16 та табл. 2.15 можна попередньо оцінити ризиковість

заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різною часткою разового платежу по кредиту від місячного доходу.

Атрибут 9 – Сімейний статус і стать (Personal status and sex). Категоріальна змінна, що вказує на комбінації сімейного статусу та статі для фізичних осіб-позичальників банківських установ. Значення категорій вищезгаданого атрибуту вказано у табл. 2.16.

Таблиця 2.16

Діапазон значень категорій атрибуту “Сімейний статус і стать” (Personal status and sex)

Категорія	Діапазон значень
A91	чоловік : розлучений
A92	жінка: розлучена/заміжня
A93	чоловік: неодружений
A94	чоловік: одружений/вдовець
A95	жінка : незаміжня

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Сімейний статус і стать” (Personal status and sex) зображена на рис. 2.17.

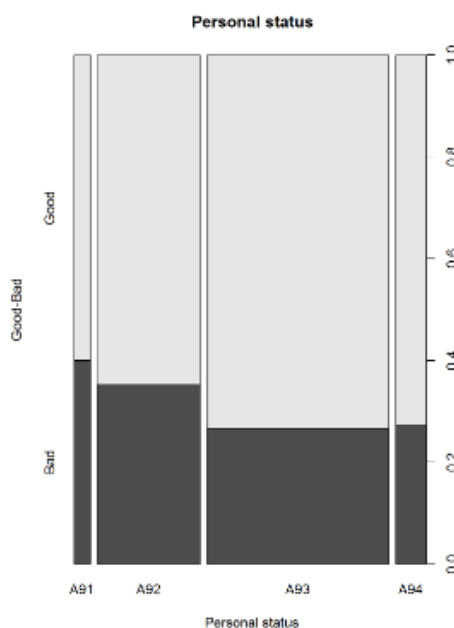


Рис. 2.17 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Сімейний статус і стать” (Personal status and sex) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Сімейний статус і стать” (Personal status and sex) зображені у таблиці 2.17 та на рисунку 2.18.

Таблиця 2.17

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Сімейний статус і стать” (Personal status and sex)

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A91	чоловік : розлучений	30	20	4,29	6,67	-4,41	1,05
A92	жінка: розлучена/заміжня	201	109	28,71	36,33	-2,35	1,79
A93	чоловік: неодружений	402	146	57,43	48,67	1,66	1,45
A94	чоловік: одружений/вдовець	67	25	9,57	8,33	1,39	0,17

Джерело: розроблено автором

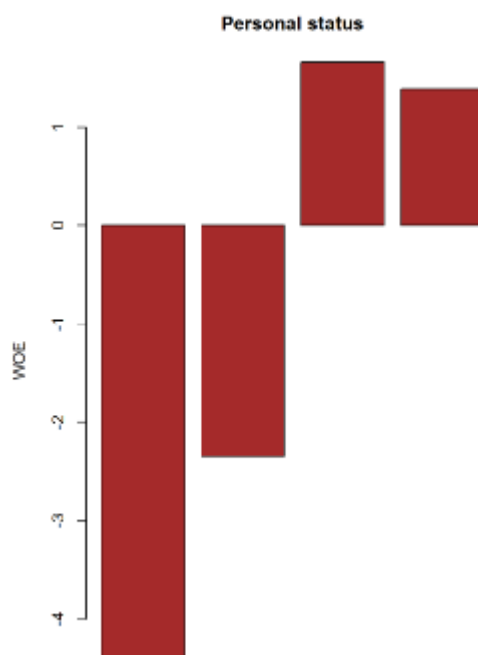


Рис. 2.18 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Сімейний статус і стать” (сформовано автором)

Отже, для категорії «чоловік: одружений/вдовець» значення WOE становить 1,39, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «чоловік : розлучений» значення WOE становить -4,41, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій

групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.18 та табл. 2.17 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різним сімейним статусом та статтю.

Атрибут 10 – Інші гаранті/поручителі (Other debtors/guarantors). Категоріальна змінна, що вказує чи під час взяття кредиту для фізичної особи-позичальника був залучений гарант/поручитель. Значення категорій вищезгаданого атрибуту вказано у табл. 2.18.

Таблиця 2.18

Діапазон значень категорій атрибуту “Інші гаранті/поручителі” (Other debtors/guarantors)

Категорія	Діапазон значень
A101	немає
A102	поручитель
A103	гарант

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Інші гаранті/поручителі” (Other debtors/guarantors) зображена на рис.2.19.

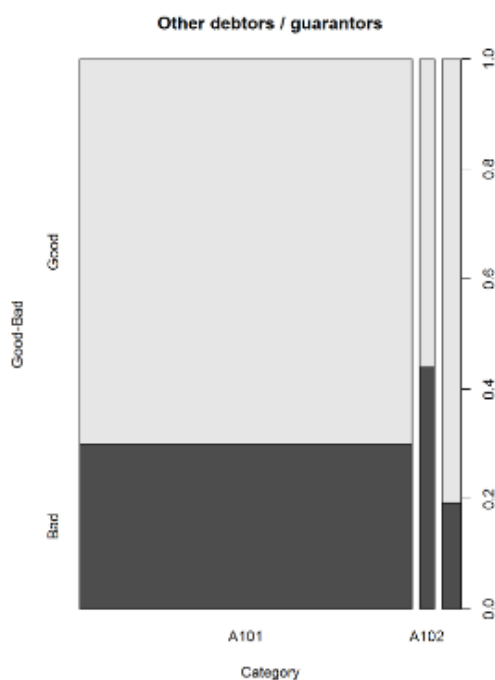


Рис. 2.19 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Інші гаранті/поручителі” (Other debtors/guarantors) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Інші гаранти/поручителі” (Other debtors/guarantors) зображені у табл. 2.19 та на рис.2.20.

Таблиця 2.19

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Інші гаранти/поручителі”

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A101	немає	635	272	90,71	90,67	0,00	0,00
A102	поручитель	23	18	3,29	6,00	-6,01	1,63
A103	гарант	42	10	6,00	3,33	5,89	1,57

Джерело: розроблено автором

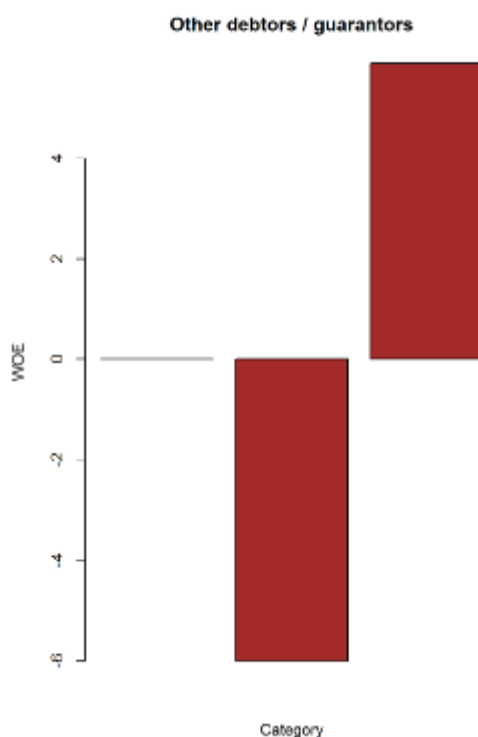


Рис. 2.20 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Інші гаранти/поручителі” (сформовано автором)

Отже, для категорії «гарант» значення *WOE* становить 5,89, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «поручитель» значення *WOE* становить -6,01, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.20 та табл. 2.19

можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із наявністю/відсутністю гарантів та поручителів.

Атрибут 11 – Термін проживання на теперішньому місці (Present residence since). Кількісна змінна, що вказує на кількість років, які проживає фізична особа-позичальник на теперішньому місці проживання. Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Термін проживання на теперішньому місці” (Present residence since) зображені у табл. 2.20.

Таблиця 2.20

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Термін проживання на теперішньому місці” (Present residence since)

Назва категорії	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
1	94	36	13,43	12,00	1,13	0,16
2	211	97	30,14	32,33	-0,70	0,15
3	106	43	15,14	14,33	0,55	0,04
4	289	124	41,29	41,33	-0,01	0,00

Джерело: розроблено автором

Отже, для категорії «1» значення WOE становить 1,13, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «2» значення WOE становить -0,70, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі табл. 2.20 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різним терміном проживання на поточному місці.

Атрибут 12 – Власність (Property). Категоріальна змінна, що вказує на об’єкти, що є власністю фізичної особи-позичальника. Значення категорій вищезгаданого атрибуту вказано у табл. 2.21.

Таблиця 2.21

Діапазон значень категорій атрибуту “Власність” (Property)

Категорія	Діапазон значень
A121	нерухомість
A122	ощадний договір будівельного товариства/страхування життя
A123	автомобіль або інше
A124	невідомо/немає

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Власність” (Property) зображена на рисунку 2.21.

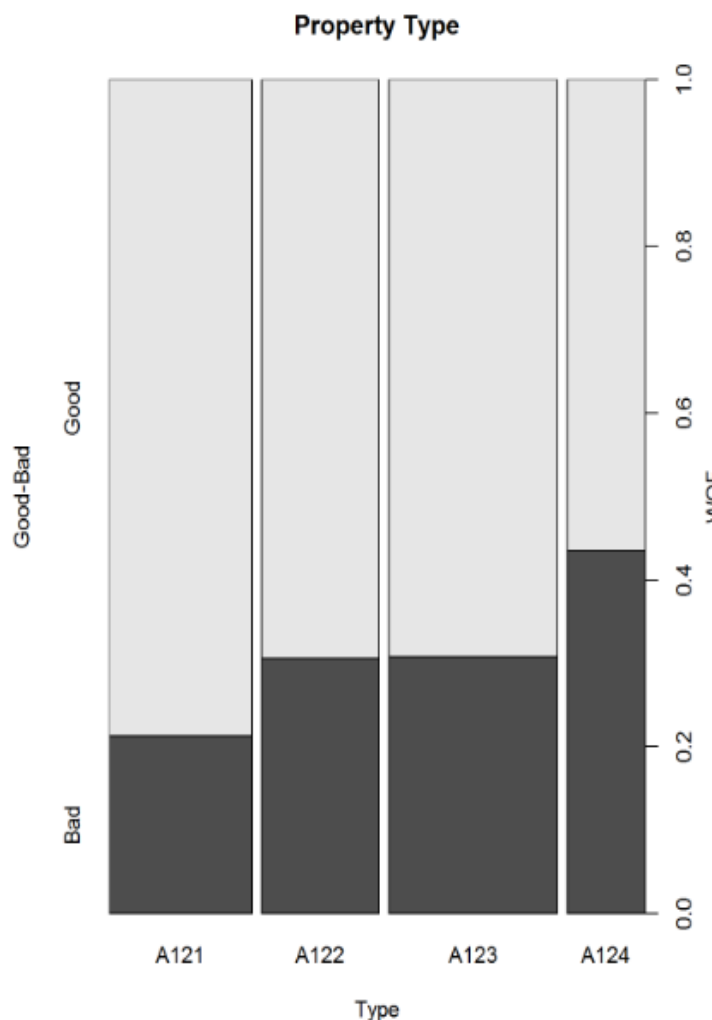


Рис. 2.21 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Власність” (Property) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Власність” (Property) зображені у табл. 2.22 та на рис. 2.22.

Таблиця 2.22

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту «Власність»

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A121	нерухомість	222	60	31,71	20,00	4,61	5,40
A122	ощадний договір будівельного товариства/страхування життя	161	71	23,00	23,67	-0,29	0,02
A123	автомобіль або інше	230	102	32,86	34,00	-0,34	0,04
A124	невідомо/немає	87	67	12,43	22,33	-5,86	5,80

Джерело: розроблено автором

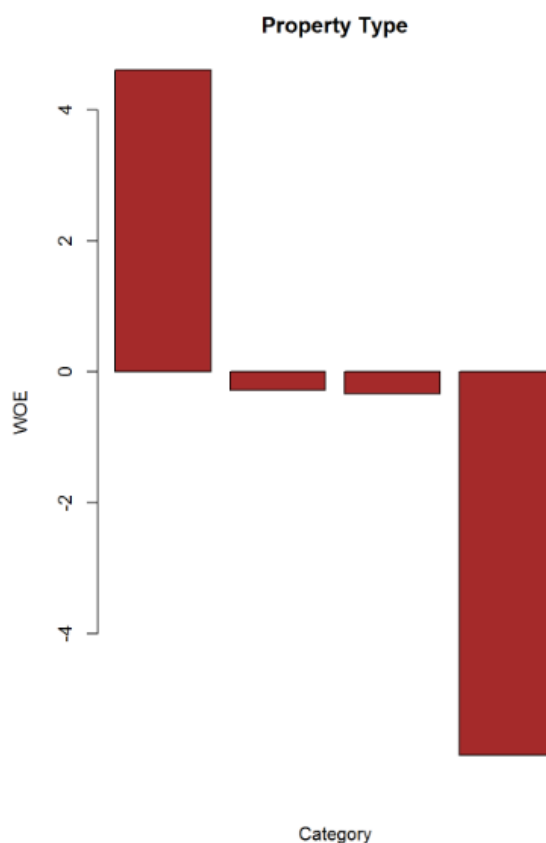


Рис. 2.22 Значення WOE binning для категорій атрибуту «Власність» (сформовано автором)

Отже, для категорії «нерухомість» значення *WOE* становить 4,61, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «невідомо/немає» значення *WOE* становить -5,86, що вказує на значну частку

позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.22 та табл. 2.22 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різними типами об'єктів у власності.

Атрибут 13 – Вік в роках (Age in years). Числова змінна, що вказує на вік фізичної особи-позичальника. Для числових факторів процес категоризації має ряд особливостей. З метою біннінгу кількісних змінних застосуємо алгоритм формування категорій зі збереженням тренду. Значення категорій атрибуту після групування представлені на рисунку 2.23.

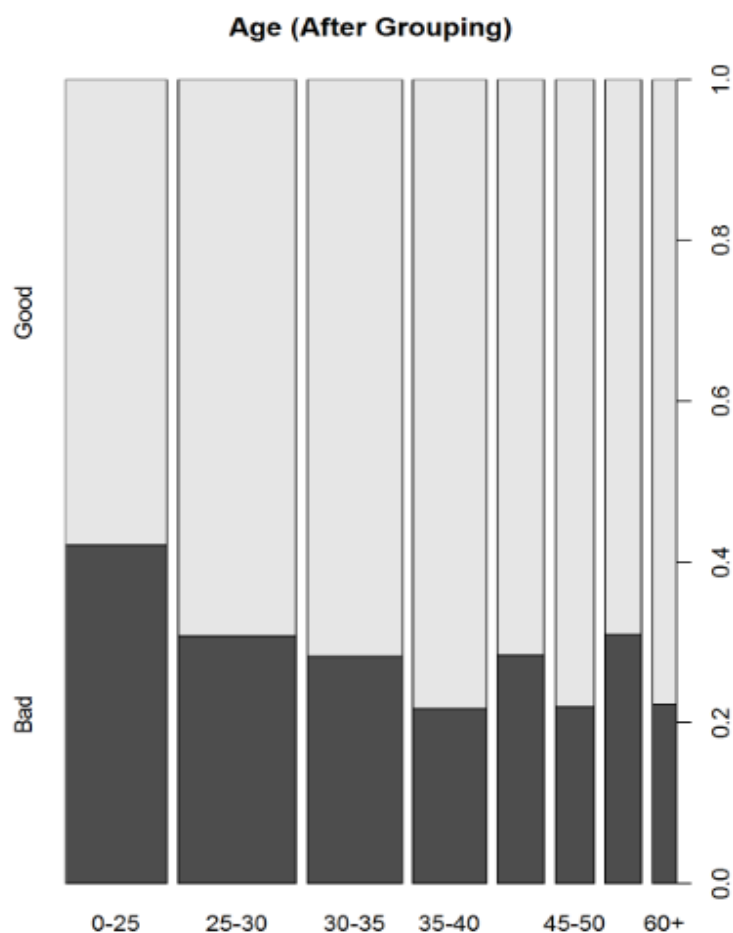


Рис. 2.23. Значення категорій атрибуту “Вік в роках” (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Вік в роках” представлені у таблиці 2.23 та на рисунку 2.24.

Таблиця 2.23

Значення WOE та IV для атрибуту “Вік в роках”

Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
0-25	110	80	15,71	26,67	-5,29	5,80
25-30	153	68	21,86	22,67	-0,36	0,03
30-35	127	50	18,14	16,67	0,85	0,12
35-40	108	30	15,43	10,00	4,34	2,36
40-45	63	25	9,00	8,33	0,77	0,05
45-50	57	16	8,14	5,33	4,23	1,19
50-60	47	21	6,47	7,00	-0,42	0,01
60+	35	10	5,00	3,33	4,06	0,68

Джерело: розроблено автором

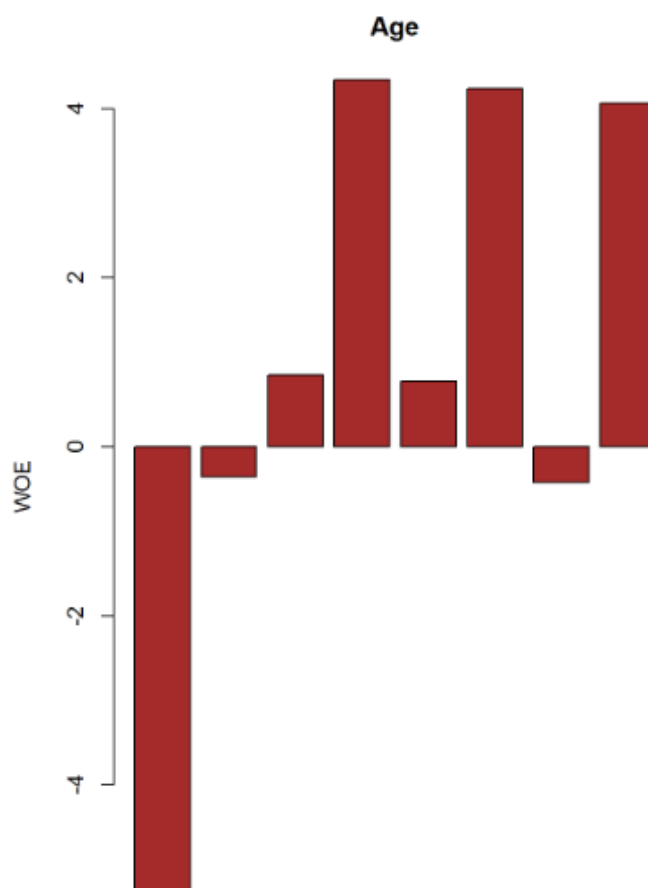


Рис. 2.24 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Вік в роках” (сформовано автором)

Наприклад, для категорії «60+» значення *WOE* становить 4,06, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій

групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «0-25» значення *WOE* становить -5,29, що вказує на велику частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі рис. 2.24 та табл. 2.23 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різним віком.

Атрибут 14 – Інші плани розстрочки (Other installment plans). Категоріальна змінна, що вказує на інші типи розстрочки, яку має фізична особа об'єкти, що є власністю фізичної особи-позичальника. Результати розрахунків *WOE* та *IV* для атрибуту “Інші плани розстрочки” (Other installment plans) зображені у таблиці 2.24.

Таблиця 2.24

Результати розрахунків *WOE* та *IV* для атрибуту “Інші плани розстрочки”
(Other installment plans)

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	<i>WOE</i>	<i>IV</i>
A141	банківська	82	57	11,71	19,00	-4,84	3,53
A142	магазинна	28	19	4,00	6,33	-4,59	1,07
A143	немає	590	224	84,29	74,67	1,21	1,16

Джерело: розроблено автором

Отже, для категорії «none» значення *WOE* становить 1,21, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «bank» значення *WOE* становить -4.84, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі табл. 2.24 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із наявним/відсутнім додатковим планом розстрочки.

Атрибут 15 – Тип житла (Housing). Категоріальна змінна, що вказує на тип житла, де проживає фізична особа. Значення категорій вищезгаданого атрибуту вказано у табл. 2.25.

Таблиця 2.25

Діапазон значень категорій атрибуту “Тип житла” (Housing)

Категорія	Діапазон значень
A151	орендоване
A152	власне
A153	за окрему плату

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Тип житла” (Housing). зображена на рис. 2.25.

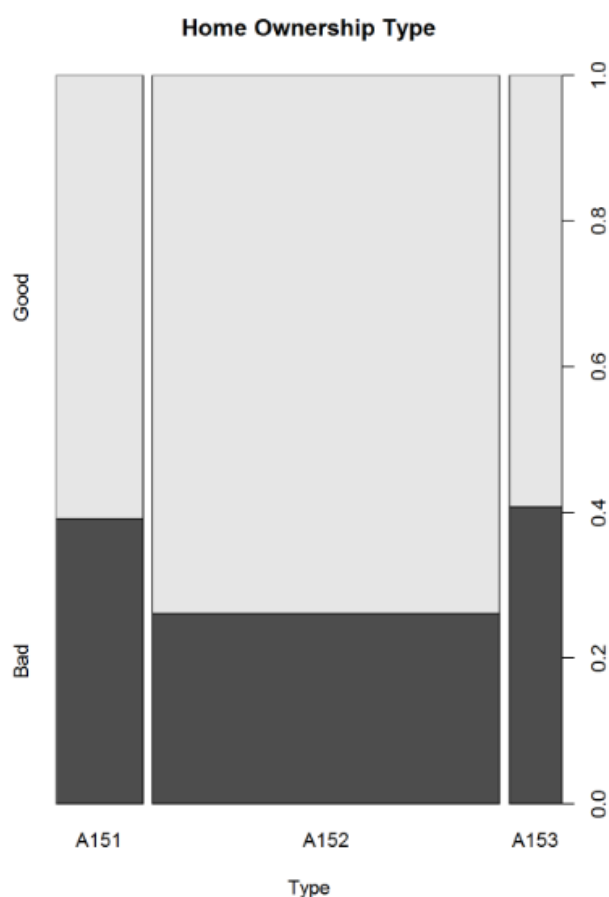


Рис. 2.25 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Тип житла” (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Тип житла” зображені у таблиці 2.26 та на рисунку 2.26.

Таблиця 2.22

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Тип житла”

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A151	орендоване	109	70	15,57	23,33	-4,04	3,14
A152	власне	527	186	75,29	62,00	1,94	2,58
A153	за окрему плату	64	44	9,14	14,67	-4,73	2,62

Джерело: розроблено автором

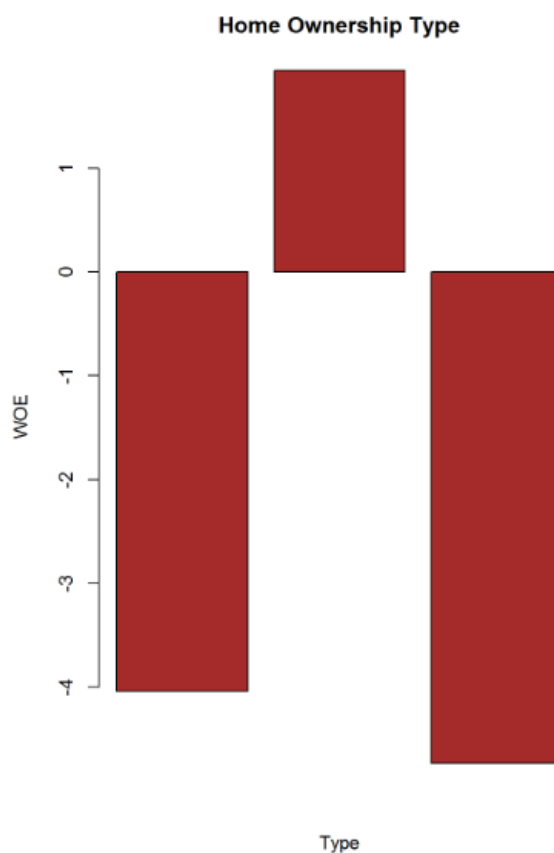


Рис. 2.26 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Тип житла” (сформовано автором)

Отже, для категорії «власне» значення *WOE* становить 1,94, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «за окрему плату» значення *WOE* становить -4.73, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі даних рис. 2.26 та табл. 2.26 можна

попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різними типами житла, в яких вони проживають.

Атрибут 16 – Кількість поточних кредитів у банку (Number of existing credits at this bank). Числова змінна, що вказує на кількість відкритих кредитів, що має особа у цьому банку. Значення категорій атрибуту представлені на рис. 2.27.

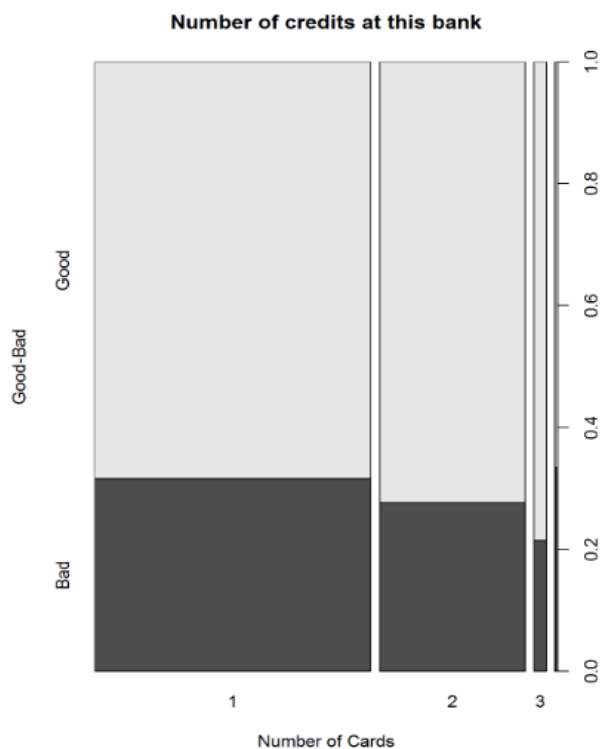


Рис. 2.27. Значення категорій атрибуту “Кількість поточних кредитів у банку” (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Кількість поточних кредитів у банку” представлені у таблиці 2.27.

Таблиця 2.27

Значення WOE та IV для атрибуту “Кількість поточних кредитів у банку”

Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
1	433	200	61,86	66,67	-0,75	0,36
2	241	92	34,43	30,67	1,16	0,44
3	22	6	3,14	2,00	4,51	0,51
4	4	2	0,57	0,67	-1,62	0,02

Джерело: розроблено автором

Наприклад, для категорії «3» значення *WOE* становить 4,51, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «4» значення *WOE* становить -1,62, що вказує на велику частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі табл. 2.27 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різною кількістю поточних кредитів у банку.

Атрибут 17 – Робота (Job). Категоріальна змінна, що вказує на статус роботи, яку виконує фізична особа-позичальник. Значення категорій вищезгаданого атрибуту вказано у табл. 2.28.

Таблиця 2.28

Діапазон значень категорій атрибуту “Робота” (Job)

Категорія	Діапазон значень
A171	Безробітний/некваліфікований – нерезидент
A172	Некваліфікований - резидент
A173	Кваліфікований працівник / офіційно працевлаштований
A174	Керівна посада/ підприємець/ високо кваліфікований/ менеджер

Джерело: [46]

Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Робота” (Job) зображена на рисунку 2.28.

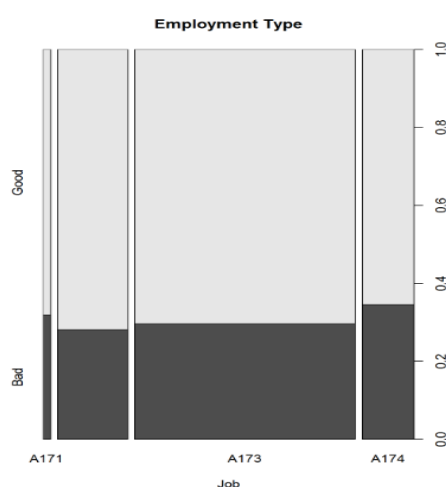


Рис.2.28 Частка “хороших” та “поганих” спостережень відносно кожної категорії атрибуту “Робота” (Job) (сформовано автором)

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Робота” (Job) зображені у таблиці 2.29 та на рисунку 2.29.

Таблиця 2.29

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Робота”

Назва категорії	Діапазон значень	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A171	Безробітний/некваліфікований – нерезидент	15	7	2,14	2,33	-0,85	0,02
A172	Некваліфікований - резидент	144	56	20,57	18,67	0,97	0,18
A173	Кваліфікований працівник / офіційно працевлаштований	444	186	63,43	62	0,23	0,03
A174	Керівна посада/ підприємець/ високо кваліфікований/ менеджер	97	51	13,86	17	-2,04	0,64

Джерело: розроблено автором

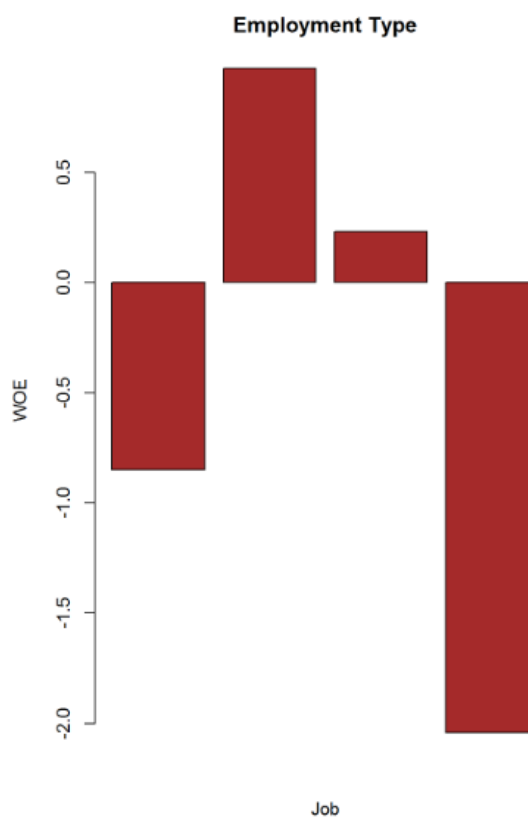


Рис. 2.29 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Власність” (сформовано автором)

Отже, для категорії «Кваліфікований працівник / офіційно працевлаштований» значення *WOE* становить 0,23, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «Безробітний/некваліфікований – нерезидент» значення *WOE* становить -0,85, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі даних рис. 2.29 та табл. 2.29 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різними статусами роботи, яку вони виконують.

Атрибут 18 – Кількість осіб, відповідальних за обслуговування фізичної особи-позичальника (Number of people being liable to provide maintenance for). Числова змінна, що вказує на кількість осіб, відповідальних за обслуговування фізичної особи-позичальника. Результати розрахунків *WOE* та *IV* для атрибуту “Інші плани розстрочки” (Other installment plans) зображені у табл. 2.30.

Таблиця 2.30

Результати розрахунків *WOE* та *IV* для атрибуту “Інші плани розстрочки”
(Other installment plans)

Назва категорії	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	<i>WOE</i>	<i>IV</i>
1	591	254	84,43	84,67	-0,03	0,00
2	109	46	15,57	15,33	0,16	0,00

Джерело: розроблено автором

Отже, для категорії «2» значення *WOE* становить 0,16, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «1» значення *WOE* становить -0,03, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі табл. 2.30 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із різною кількістю осіб, відповідальних за їх обслуговування.

Атрибут 19 – Телефон (Telephone number). Категоріальна змінна, що характеризує наявність мобільного телефону, закріпленого за іменем позичальника або на його відсутність. Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Телефон” (Telephone number) зображені у табл. 2.31.

Таблиця 2.31

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Інші плани розстрочки”
(Other installment plans)

Назва категорії	Значення	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A191	Немає	409	181	58.43	62.33	-0.65	0,25
A192	Так, зареєстровані на ім'я клієнта	291	113	41.57	37.67	0.99	0,39

Джерело: розроблено автором

Отже, для категорії «Так, зареєстровані на ім'я клієнта» значення *WOE* становить 0,99, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «Немає» значення *WOE* становить -0,65, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі табл. 2.31 можна попередньо оцінити ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб із наявним/відсутнім телефонним номером, закріпленим за ними.

Атрибут 20 – Здійснює роботу діяльність закордоном (Foreign worker). Категоріальна змінна, що вказує на те, чи є фізична особа-позичальник банківської установи працівником з іноземним громадянством. Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Здійснює роботу діяльність закордоном” (Foreign worker) зображені у табл. 2.32 та на рис. 2.30.

Таблиця 2.31

Результати розрахунків WOE та IV для атрибуту “Здійснює робочу діяльність закордоном” (Foreign worker)

Назва категорії	Значення	Кількість «good»	Кількість «bad»	Відсоток «good»	Відсоток «bad»	WOE	IV
A201	Так	667	296	95.29	98.67	-0.35	0,12
A202	Ні	33	4	4.71	1.33	12.65	4.28

Джерело: розроблено автором

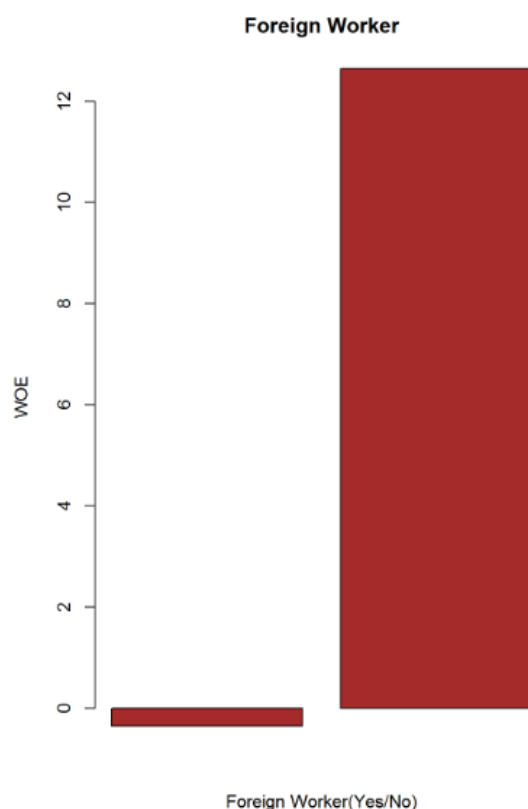


Рис. 2.30 Значення WOE binning для категорій атрибуту “Здійснює робочу діяльність закордоном” (Foreign worker) (сформовано автором)

Отже, для категорії «Ні» значення *WOE* становить 12,65, що вказує на малу частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. У свою чергу для категорії «Так» значення *WOE* становить -0,35, що вказує на значну частку позичальників, що мають просрочену кредитну заборгованість, у цій групі відносно середнього рівня всіх позичальників. Відповідно, на основі табл. 2.31 та рис. 2.30 можна попередньо оцінити

ризиковість заборгованості виплат по кредиту для категорій осіб, які здійснюють/не здійснюють робочу діяльність закордоном.

Розподілимо змінні відносно їх предикативної сили за допомогою таблиці 2.1. Наступні змінні не мають прогностичних можливостей - дуже слабкий предиктор ($IV < 2\%$), тому в майбутньому під час процедури вибору змінних для наших моделі ми відкинемо ці атрибути (див. табл. 2.32).

Таблиця 2.32

Значення IV для дуже слабких предикторів

Атрибут	IV, %
Кількість поточних кредитів у банку	1,01
Статус роботи	0,88
Телефон	0,64
Термін проживання на теперішньому місці	0,36
Кількість осіб, відповідальних за обслуговування фізичної особи-позичальника	0,00

Джерело: розроблено автором

Наступні змінні є слабкими предикторами ($2\% \leq IV < 10\%$), тому ми можемо включати їх, а може і не включати їх під час процесу економіко-математичного моделювання (табл. 2.33).

Таблиця 2.33

Значення IV для слабких предикторів

Атрибут	IV, %
Досвід на поточній роботі у роках	8,64
Тип житла	8,33
Інші плани розстрочки	5,76
Сімейний статус і стать	4,47
Здійснює робочу діяльність закордоном	4,39
Інші гаранті/поручителі	3,20
Частка разового платежу по кредиту від місячного доходу	2,63

Джерело: розроблено автором

Наступні змінні мають середню предикативну змінну ($10\% \leq IV < 30\%$), тому ми будемо включати їх у процес економіко-математичного моделювання, оскільки ми маємо досить малий набір сильних предикторів (табл. 2.34).

Таблиця 2.34

Значення IV для середніх предикторів

Атрибут	IV, %
Кредитна історія	29,32
Тривалість кредиту в місяцях	27,79
Стан наявного ощадного рахунку	19,60
Ціль кредитування	16,92
Вік в роках	12,12
Власність	11,26
Сума кредиту	11,18

Джерело: розроблено автором

В наведених даних не існує сильних предикторів а з IV від 30% до 50%, проте атрибут “Статус наявного поточного рахунку” має дуже високу предикативну силу 66,60 ($IV > 50\%$), це може свідчити про помилки в даних, тому потребує подальшого дослідження.

Завершальним етапом в аналізі та підготовки даних до процесу моделювання з використанням сучасних технологій машинного навчання є випадковий поділ вибірки. Ми можемо розділити дані (дану сукупність) на випадкові вибірки з співвідношеннями 50-50, 60-40 або 70-30 для навчання (навчальна вибірка, на якій модель буде розроблена або навчена) та тестування (вибірка валідації/верифікації, на якій моделі буде випробовуватися) на основі чисельності популяції.

В нашому дослідженні використаємо удосконалений стратифікований метод випадкової вибірки, тобто метод, який передбачає поділ сукупності на менші групи, відомі як страти. У стратифікованій випадковій вибірці страти формуються на основі спільних ознак чи характеристик членів. У нашому випадку ми будемо використовувати “good “bad” як страти та розділяти дані на 70%-30% як навчальні та

тестові набори, оскільки згідно з минулим досвідом у розробці моделей машинного навчання цей поділ є найбільш оптимальним (див. табл. 2.35).

Таблиця 2.35

Частка “хороших” та “поганих” спостережень у тренувальній та тестовій вибірці

Тренувальна вибірка		
	Кількість	Частка, %
Погані (ризикові позичальники)	210	30
Хороші (надійні позичальники)	490	70
Тестова вибірка		
	Кількість	Частка, %
Погані (ризикові позичальники)	90	30
Хороші (надійні позичальники)	210	70

Джерело: розроблено автором

Правильно проведений удосконалений стратифікований метод випадкового поділу вибірки є більш точним за звичайний метод випадкового поділу вибірки.

Отже, за допомогою методів машинного навчання ми підготували наші дані до процесу економіко-математичного моделювання, а саме:

1. Здійснили “Good-Bad” та одновимірний аналіз даних.
2. Провели групування кількісних атрибутів.
3. На основі груп для категоріальних та кількісних атрибутів визначили WOE.
4. На основі обрахованих WOE визначили значення IV та розподілили змінні на групи, відносно їх предикативної сили.
5. Використали стратифікований метод випадкової вибірки для поділу її на тренувальний та тестовий набори даних. (Додаток В)

2.2 Розробка скорингових моделей для визначення кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ за допомогою методів машинного навчання

Одним із важливих аспектів при розробці економіко-математичних моделей з використанням методів машинного навчання – це вибір правильних алгоритмів моделювання. Вибір алгоритмів моделювання в контексті машинного навчання може мати різне значення, відповідне різним рівням абстракції.

По-перше, дослідника може зацікавити вибір найкращих гіперпараметрів для вибраного методу машинного навчання. Гіперпараметри – це параметри самого методу навчання, які ми повинні визначити апріорі, тобто перед тренуванням моделі. Пошук правильних гіперпараметрів для моделі має ключове значення для підвищення точності та продуктивності моделі.

Також, з іншого боку, дослідник повинен вибрати найкращий метод навчання (та відповідні їм «оптимальні» гіперпараметри) з набору відповідних методів машинного навчання. Маючи під рукою проблему класифікації, ми можемо запитати, наприклад, чи дає модель логістичної регресії чи класифікатор випадкового лісу найкращі показники класифікації для досліджуваного завдання.

Тому для розглянутої проблематики ми будемо використовувати наступні методи для розробки скорингових моделей визначення кредитоспроможності позичальників банківських установ:

- Метод логістичної моделі;
- Метод класифікатора випадкового лісу;
- Метод опорних векторів.

Метод логістичної моделі. У статистиці логістична регресія – це статистичний регресійний метод, що застосовують у випадку, коли залежна змінна є категоріальною. В нашому дослідженні розглянуто випадок двійкових залежних змінних, тому залежні змінні можуть набувати тільки двох значень (0 або 1), таких як

проходження/невдача, виграш/програш, живий/мертвий, здоровий/хворий, добросовісний/недобросовісний позичальник. Випадки з більш ніж двома категоріями позначаються як мультиноміальна логістична регресія, або, якщо впорядковано кілька категорій, як порядкова логістична регресія.

Логістична регресія була розроблена статистиком Девідом Коксом у 1958 р. Двійкова логістична модель використовується для оцінки ймовірності двійкової відповіді на основі однієї або декількох ендогенних (або незалежних) змінних (ознак) [47].

Логістична регресія вимірює зв'язок між категоріально залежною змінною та однією або кількома незалежними змінними шляхом оцінки ймовірностей за допомогою логістичної функції, яка є сукупним логістичним розподілом. Таким чином, вона розглядає той самий набір проблем, що і пробіт-регресія, використовуючи подібні методи, причому остання використовує сукупну криву нормального розподілу. Крім того, в інтерпретаціях латентних змінних цих двох методів перший передбачає стандартний логістичний розподіл помилок, а другий - стандартний нормальний розподіл помилок.

Регресія в загальному вигляді застосовується, коли вхідні і вихідна змінні безперервні. А логістична регресія кращим чином підходить, коли вихідна змінна приймає тільки два значення. Важливість логістичний регресії обумовлена тим, що багато завдань аналізу даних можуть бути вирішені за допомогою бінарної класифікації або зведені до неї.

За допомогою логістичної регресії можна легко оцінювати ймовірність настання (або ненастання) деякої події: позичальник повернув кредит (допустив прострочення) і т.д. Завдяки цьому логістичну регресію можна розглядати як потужний інструмент підтримки прийняття рішень у банківській сфері. До того ж логістична регресія є традиційним статистичним інструментом для розрахунку коефіцієнтів (балів) скорингової карти на основі накопиченої кредитної історії.

Як відомо, всі регресивні моделі можуть бути записані у вигляді формули:

$$y = F(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2.3)$$

Якщо розглядається випадки кредитування фізичних осіб-позичальників, то задається змінна y зі значеннями 1 і 0, де 1 означає, що відповідний позичальник розплатився за кредитом, а 0 - що мав місце дефолт.

Однак тут виникає проблема: множинна регресія не "знає", що змінна відгуку бінарна за своєю природою. Це неминуче призведе до моделі з предикативними значеннями більшими 1 і меншими за 0. Значення такого виду неможливо використовувати для розв'язання поставленої задачі. Виходячи з вищезазначеного, множинна регресія не враховує обмеження на діапазон значень для вихідної ознаки y .

Для вирішення проблем такого характеру задачу, що повинна розв'язати регресія можна трактувати: замість моделювання бінарної змінної ми повинні оцінити неперервну змінну зі певними значеннями на відрізку $[0,1]$ при будь-яких значеннях незалежних змінних. Це досягається застосуванням наступного регресійного рівняння (логіт-перетворення):

$$p = \frac{1}{1+e^{-y}}, \quad (2.4)$$

де p - ймовірність того, що відбудеться цікавий подія, e - основа натуральних логарифмів (2.718281828...), y - стандартне рівняння регресії.

Залежність, що зв'язує ймовірність події і величину y зображена на рисунку 2.31.

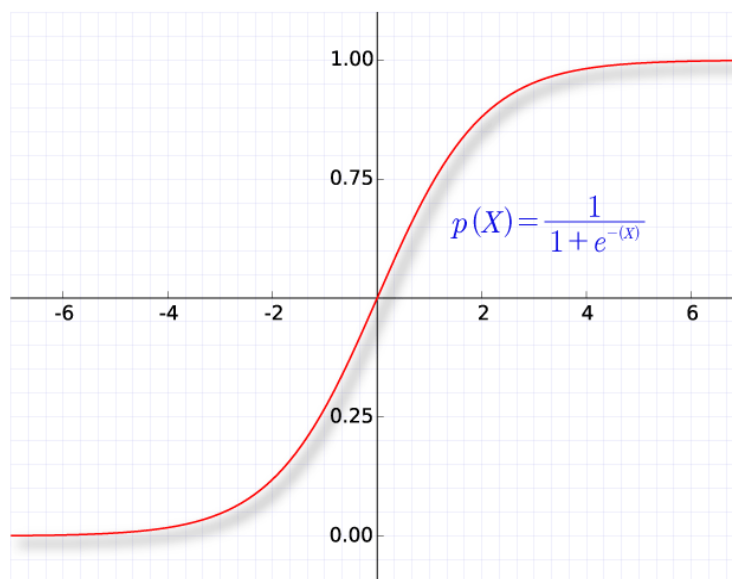


Рис. 2.31. Крива логістичної регресії

Джерело: [48]

Перетворення виду $P' = \log_e \left(\frac{P}{1-P} \right)$ називають логістичним, або логіт-перетворенням [48].

Існує кілька способів знаходження коефіцієнтів логістичної регресії. На практиці ми використали метод максимальної правдоподібності. Він застосовується в статистиці для отримання оцінок параметрів генеральної сукупності за вибірковими даними. В основі методу максимальної правдоподібності лежить функція, що визначає ймовірність значень параметрів регресійної моделі для заданого значення незалежної змінної $x = X$:

$$P(\theta) = P(x = X|\theta), \quad (2.5)$$

де θ - значення параметра моделі, $P(\theta)$ - ймовірність появи значення θ , X - значення незалежної змінної x , для якого визначається умовна ймовірність θ .

Завдання полягає в пошуку таких значень параметрів $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$, які максимізують функцію правдоподібності $L(x|\theta)$. Для цього будуються оцінки максимальної правдоподібності (maximum likelihood estimates), для яких значення параметрів є найбільш «підходящими» для спостережуваних даних [49].

При застосуванні методу логістичної регресії ми використали частину всієї вибірки, а саме перелік змінних з найбільш значимими показниками IV (табл. 2.36).

Таблиця 2.36

Список відібраних показників для побудови скорингової моделі на основі логістичного методу

Атрибут	Умовне позначення	IV, %
Статус наявного поточного рахунку	chk_ac_status_1	66,60
Кредитна історія	credit_history_3	29,32
Тривалість кредиту в місяцях	duration_month_2	27,79
Стан наявного ощадного рахунку	savings_ac_bond_6	19,60
Ціль кредитування	purpose_4	16,92
Вік в роках	age_in_yrs_13	12,12
Власність	property_type_12	11,26
Сума кредиту	credit_amount_5	11,18
Досвід на поточній роботі у роках	p_employment_since_7	8,64
Тип житла	housing_type_15	8,33

Джерело: розроблено автором

Під час тренування моделі проведено 10 ітерацій по 5 повторень. Для відбору найкращої всі етапи побудови моделей повторювали 10 разів. Під час проведення ітерацій моделювання ми використали метод поетапного вибору змінних, сутність якого полягає у модифікації прямого вибору таким чином, щоб після кожного кроку, на якому була додана змінна, усі незалежні змінні в моделі перевіряються на предмет зменшення їх значущості нижче зазначеного рівень. Якщо знайдено незначну змінну, її видаляють з моделі. Згідно з вищезазначеним методом наступні змінні в моделі є значущими з рівнем значимості 90% (табл. 2.37). (Додаток Г)

Таблиця 2.37

Перелік значимих змінних в логістичній моделі

Атрибут	Коефіцієнт	Стандартна помилка	z value	Pr(> z)
Вільний член	-0,833	0,098	-8,542	< 2e-16
Статус наявного поточного рахунку	0,764	0,134	5,693	1,25E-08
Тривалість кредиту в місяцях	0,843	0,187	4,504	6,66E-06
Кредитна історія	0,716	0,195	3,665	0,000247
Ціль кредитування	1,026	0,258	3,985	6,74E-05
Сума кредиту	0,488	0,287	1,701	0,088907
Стан наявного ощадного рахунку	0,829	0,222	3,740	0,000184
Досвід на поточній роботі у роках	0,725	0,385	1,881	0,059987
Власність	0,532	0,277	1,924	0,054416
Вік в роках	0,634	0,362	1,750	0,08004

Джерело: розроблено автором

Отже, варто зазначити, що під час алгоритму поетапного вибору змінних для логістичної моделі було видалено атрибут “Тип житла” (housing_type_15), оскільки розрахункове значення Z_{value} для цієї змінної було менше критичного Z_{crit} з заданим рівнем значущості 90%.

Також, базуючись на зменшенні значення показника Gini від вилучення атрибуту з моделі ми визначили важливість кожної змінної для розробленої логістичної моделі (табл. 2.38).

Таблиця 2.38

Важливість атрибутів для розробленої логістичної моделі

Атрибут	Позначення	Значення
Статус наявного поточного рахунку	chk_ac_status_1_woe	5,69
Тривалість кредиту в місяцях	duration_month_2_woe	4,50
Ціль кредитування	purpose_4_woe	3,99
Стан наявного ощадного рахунку	savings_ac_bond_6_woe	3,74
Кредитна історія	credit_history_3_woe	3,67
Власність	property_type_12_woe	1,92
Досвід на поточній роботі у роках	p_employment_since_7_woe	1,88
Вік в роках	age_in_yrs_13_woe	1,75
Сума кредиту	credit_amount_5_woe	1,70

Джерело: розроблено автором

Метод класифікатора випадкового лісу. Random forest (англ. випадковий ліс)

— ансамблевий метод машинного навчання, розроблений для задач класифікації, регресії та інших завдань, що побудований на основі численних дерев прийняття рішень під час тренування моделі й продукує моду для класів (класифікацій) або усереднений прогноз (регресія) побудованих дерев.

Перший алгоритм для лісів з випадковими рішеннями був створений Тін Кам Хо за допомогою методу випадкового підпростору [50], який, у формулюванні Хо, є способом реалізації підходу «стохастичної дискримінації» до класифікації, запропонованого Євгеном Клейнбергом. Розширення алгоритму було запропоновано Лео Брейманом і Аделем Катлером, сучасний «Random Forests» є ідеєю.

В загальному вигляді алгоритм «Random Forests» можна представити у наступному вигляді.

Нехай навчальна вибірка складається з N прикладів, розмірність простору ознак дорівнює M , і заданий параметр m (в задачах класифікації зазвичай $m \approx \sqrt{M}$).

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

1. Згенеруємо випадкову підвбірку з повторенням розміром n з навчальної вибірки. (Таким чином, деякі приклади потраплять в неї кілька разів, а приблизно $N/3$ прикладів не ввійдуть у неї взагалі).
2. Далі випадково обиремо m предикторів (ознак) із M .

3. Побудуємо дерево рішень, яке класифікує приклади даної підвибірки, причому в ході створення чергового вузла дерева будемо вибирати ознаку, на основі якої проводиться розбиття, не з усіх M ознак, а лише з m випадково вибраних. Вибір найкращого з цих m ознак може здійснюватися різними способами. В оригінальному коді Брейман використовується критерій Джині (Gini), що застосовується також в алгоритмі побудови вирішальних дерев CART. У деяких реалізаціях алгоритму замість нього використовується критерій приросту інформації.

4. Розділимо ознаку X на два класи, $X_i \geq S_i$ та $X_i < S_i$.

5. Виміряємо гомогенність у двох нових класах за допомогою критерію Джині.

6. Оберемо таке значення «спліт-поінту» S_i ознаки X , для якого досягнуто максимальної гомогенності класу.

7. Дерево будується до повного вичерпання підвибірки і не піддається процедурі відсікання (на відміну від дерев рішень, побудованих за таким алгоритмом, як CART або C4.5).

8. Повертаємося до пункту 1. генеруємо нову вибірку і повторюємо пункти 2. — 4. будуючи наступне дерево. Чим більше дерев побудовано, тим меншою буде помилка класифікатора на тестовій вибірці [51].

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

Оптимальне число дерев підбирається таким чином, щоб мінімізувати помилку класифікатора на тестовій вибірці. У разі її відсутності, мінімізується оцінка помилки out-of-bag: частка прикладів навчальної вибірки, неправильно класифікованих комітетом, якщо не враховувати голоси дерев на прикладах, що входять в їх власну навчальну підвибірку.

Випадкові ліси, отримані в результаті застосування технік, описаних раніше, можуть бути природним чином використані для оцінки важливості змінних в задачах регресії та класифікації. Наступний спосіб такої оцінки був описаний Breiman.

Перший крок в оцінці важливості змінної в тренувальному наборі — тренування випадкового лісу на цьому наборі. Під час процесу побудови моделі для кожного елемента тренувального набору вважається так звана *out-of-bag* — помилка. Потім для кожної сутності така помилка опосередковується по всьому випадковому лісі.

Для того, щоб оцінити важливість j -ого параметра після тренування, значення j -ого параметра перемішуються для всіх записів тренувального набору та *out-of-bag* — помилка рахується знову. Важливість параметра оцінюється шляхом усереднення по всіх деревах різниці показників *out-of-bag* — помилок до і після перемішування значень. При цьому значення таких помилок нормалізуються на стандартне відхилення.

Параметри вибірки, які дають більші значення, вважаються більш важливими для тренувального набору. Метод має наступний потенційний недолік — для категоріальних змінних з великою кількістю значень метод схильний вважати такі змінні більш важливими. Часткове переваження значень в цьому випадку може знижувати вплив цього ефекту. Якщо дані містять групи корельованих ознак, що мають подібне значення для результату, то більш дрібні групи мають переваги над більшими групами.

Зважаючи на вищесказане до переваг алгоритму можна віднести:

- Здатність ефективно обробляти дані з великим числом ознак і класів.
- Нечутливість до масштабування (і взагалі до будь-яких монотонних перетворень) значень ознак.
- Однаково добре обробляються як безперервні, так і дискретні ознаки. Існують методи побудови дерев за даними з пропущеними значеннями ознак.
- Створені ліси можна зберегти для подальшого використання з іншими даними.
- Існують методи оцінювання значущості окремих ознак в моделі.
- Внутрішня оцінка здатності моделі до узагальнення (тест *out-of-bag*).

- Здатність працювати паралельно в багато потоків.

Проте, на нашу думку, алгоритм має ряд недоліків:

- Алгоритм схильний до перенавчання на деяких завданнях, особливо з великою кількістю шумів.
- Великий розмір отримуваних моделей. Потрібно $O(NK)$ пам'яті для зберігання моделі, де K — число дерев.
- Серед сучасних алгоритмів він не вирізняється точністю [52].

В загальному вигляді алгоритм класифікатора випадкового лісу зображений на рисунку 2.32.

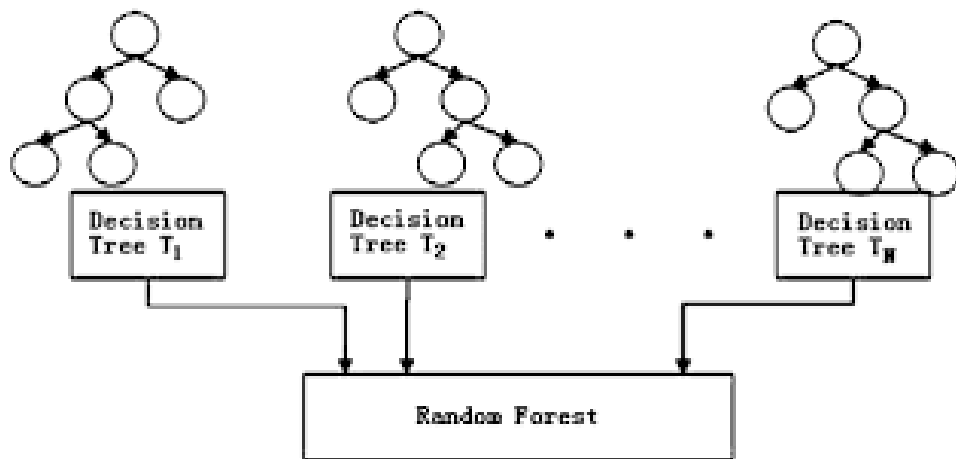


Рис. 2.32. Умовне зображення алгоритму класифікатора випадкового лісу

Джерело: [52]

При застосуванні методу класифікатора випадкового лісу ми використали частину всієї вибірки, а саме перелік змінних з найбільш значимими показниками IV (табл. 2.36).

Під час тренування моделі проведено 10 ітерацій по 5 повторень. Для відбору найкращої всі етапи побудови моделей повторювали 10 разів. Варто зазначити, що для методу класифікатора випадкового лісу ми задали параметр - кількість дерев рішень, який дорівнює 500 ($N_{tree} = 500$). Проте, для вищеназваного методу не можливо визначити значення коефіцієнтів в моделі, тому що алгоритм є досить складним для інтерпретації, оскільки класифікатор випадкового лісу є ансамблевим методом машинного навчання. (Додаток Д)

Базуючись на середньому зменшенні значення показника Джині (Gini) від вилучення атрибуту з моделі ми визначили важливість кожної змінної для розробленого алгоритму класифікатора випадкового лісу (рис. 2.33).

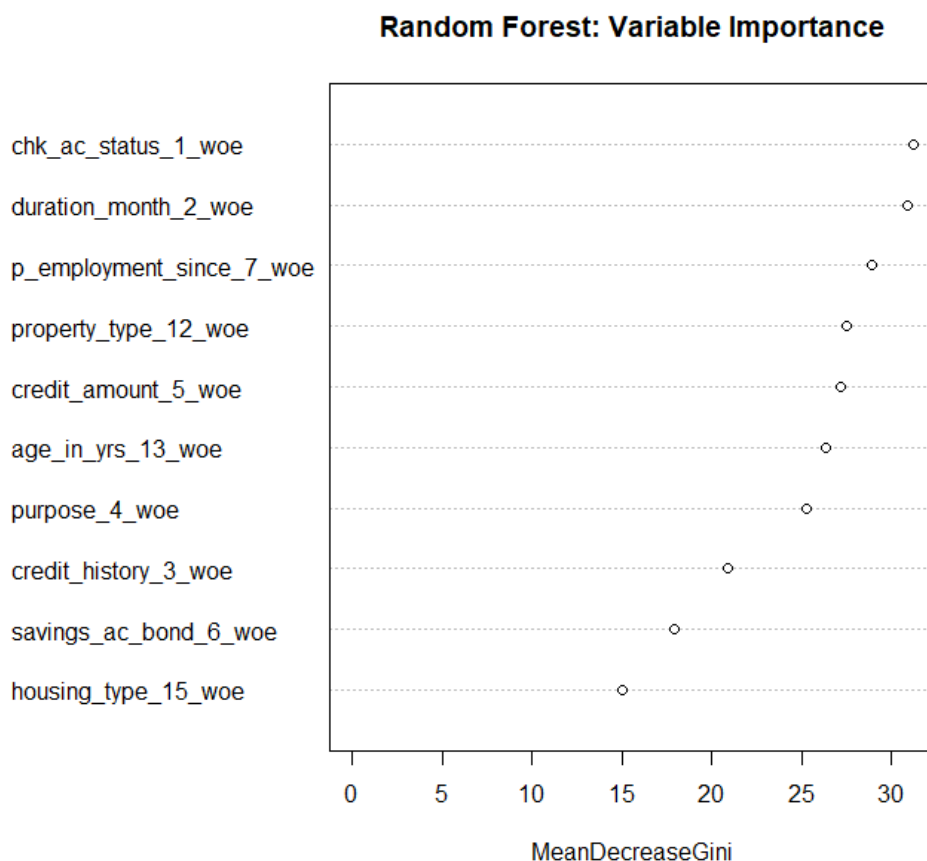


Рис. 2.33 Значення важливості змінних у моделі класифікатора випадкового лісу (сформовано автором)

Згідно з даними рис. 2.33 найважливішою змінною є “Статус наявного поточного рахунку” (`chk_ac_status_1`). Вилучення цього атрибуту спричиняє найбільше середнє заменшення показника Джині (Gini) для моделі класифікатора випадкового лісу.

Також визначення важливості змінних може бути використано для подальшої процедури вибору змінних з використанням випадкових лісів. Метод реалізує як поступове вилучення змінних, так і вибір на основі спектру важливості.

Метод опорних векторів. В машинному навчанні метод опорних векторів — це метод аналізу даних для класифікації та регресійного аналізу за допомогою

моделей з керованим навчанням з пов'язаними алгоритмами навчання, які називаються опóрно-вéкторними машинами (ОВМ, англ. support vector machines, SVM, також опóрно-вéкторними мере́жами, англ. support vector networks). Для заданого набору тренувальних зразків, кожен із яких відмічено як належний до однієї чи іншої з двох категорій, алгоритм тренування ОВМ будує модель, яка відносить нові зразки до однієї чи іншої категорії, роблячи це неймовірнісним бінарним лінійним класифікатором. Модель ОВМ є представленням зразків як точок у просторі, відображених таким чином, що зразки з окремих категорій розділено чистою прогалиною, яка є щонайширшою. Нові зразки тоді відображуються до цього ж простору, й робиться передбачення про їхню належність до категорії на основі того, на який бік прогалини вони потрапляють [53].

На додачу до виконання лінійної класифікації, ОВМ можуть ефективно виконувати нелінійну класифікацію при застосуванні так званого ядрового трюку, неявно відображуючи свої входи до просторів ознак високої вимірності.

В машинному навчанні поширеною задачею є класифікація даних. Розгляньмо деякі задані точки даних, кожна з яких належить до одного з двох класів, а метою є вирішувати, в якому класі буде нова точка даних. У випадку опорно-векторних машин точку даних розглядають як p -вимірний вектор (список p чисел), і хочуть дізнатися, чи можливо розділити такі точки $(p-1)$ -вимірною гіперплощиною. Це називається лінійним класифікатором. Існує багато гіперплощин, які могли би розділяти одні й ті ж дані.

Одним із варіантів розумного вибору найкращої гіперплощини є такий, який пропонує найбільший проміжок, або розділення (англ. margin) між двома класами. Тож ми обираємо гіперплощину таким чином, щоби відстань від неї до найближчих точок даних з кожного боку була максимальною. Така гіперплощина, якщо вона існує, відома як максимально розділова гіперплощина (англ. maximum-margin hyperplane), а лінійний класифікатор, що вона його визначає, — як максимально розділовий класифікатор (англ. maximum margin classifier); або, рівнозначно, як перцептрон оптимальної стабільності (англ. perceptron of optimal stability) (рис. 2.34).

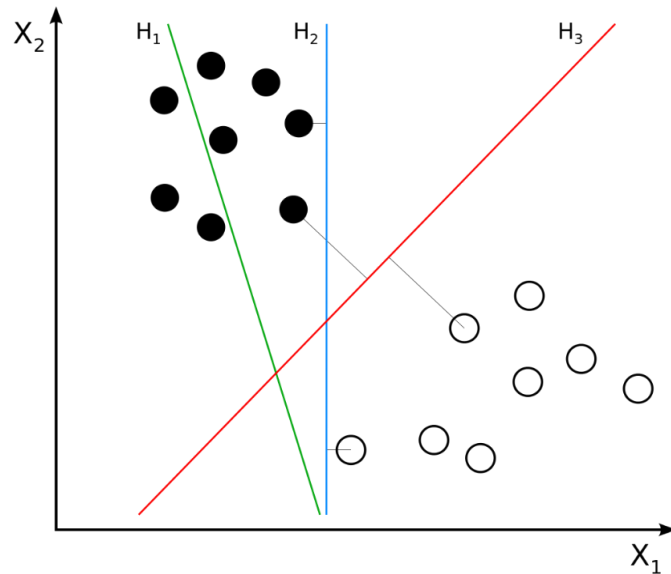


Рис. 2.34. Зображення розділових гіперплощин

Джерело: [54]

Згідно з даними рис. 2.34. H_1 не розділяє ці класи. H_2 розділяє, але лише з невеликим розділенням. H_3 розділяє їх із максимальним розділенням. Формальніше, опорно-векторна машина будує гіперплощину, або набір гіперплощин у просторі високої або нескінченної вимірності, які можна використовувати для класифікації, регресії та інших задач. Інтуїтивно, добре розділення досягається гіперплощиною, яка має найбільшу відстань до найближчих точок тренувальних даних будь-якого з класів (так зване функційне розділення), оскільки в загальному випадку що більшим є розділення, то нижчою є похибка узагальнення класифікатора.

В той час, як первинну задачу може бути сформульовано у скінченновимірному просторі, часто трапляється так, що множини, які треба розрізняти, не є лінійно роздільними в ньому. З цієї причини було запропоновано відображувати первинний скінченновимірний простір до простору набагато вищої вимірності, здогадно роблячи розділення простішим у тому просторі. Для збереження помірного обчислювального навантаження, відображення, які використовуються методом опорних векторів, розробляють такими, щоби забезпечувати можливість простого обчислення скалярних добутків у термінах змінних первинного простору, визначаючи їх у термінах ядрових функцій $k(x,y)$, що їх обирають відповідно до задачі.

Гіперплощини в просторі вищої вимірності визначаються як геометричне місце точок, чий скалярні добутки з вектором у цьому просторі є сталими. Вектори, які визначають гіперплощини, можуть обиратися як лінійні комбінації з параметрами a_i відображень векторів ознак x_i , які трапляються в базі даних. За такого вибору гіперплощини, точки x простору ознак, які відображаються на гіперплощину, визначаються відношенням $\sum_i a_i k(x_i, x) = \text{constant}$.

Проте, $k(x_i, x)$ якщо стає малою з віддаленням у від x , то кожен член цієї суми вимірює ступінь близькості пробної точки x до відповідних основних точок даних x_i . Таким чином, наведена вище сума ядер може використовуватися для вимірювання відносної близькості кожної пробної точки до точок даних, які походять з однієї або іншої з множин, які треба розрізняти. Варто звернути увагу на той факт, що множина точок x , відображена на будь-яку гіперплощину, може бути в результаті доволі вигнутою, уможливіючи набагато складніше розрізнення між множинами, які взагалі не є опуклими в первинному просторі (рис.2.34).

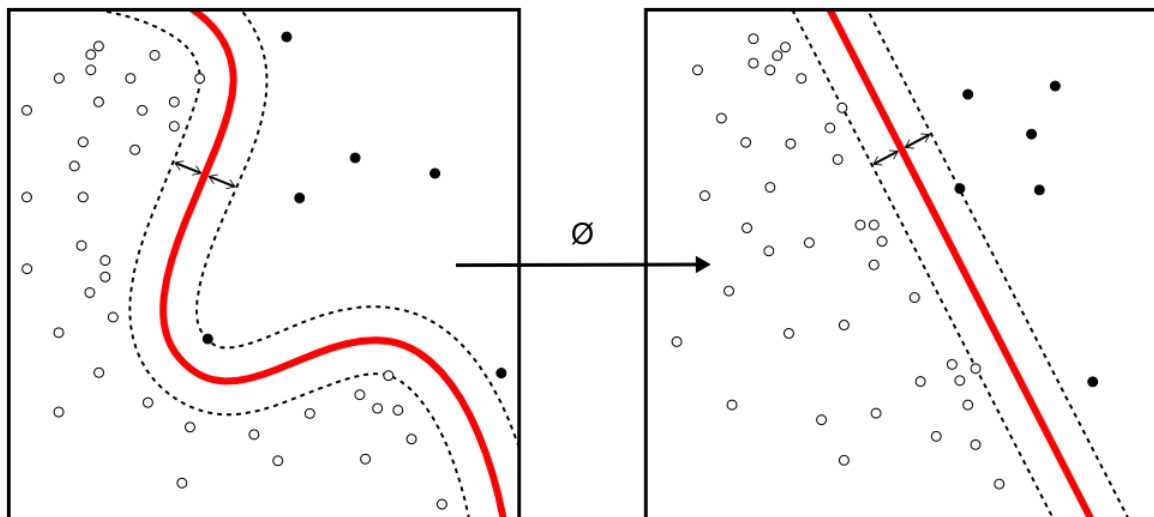


Рис. 2.34. Ядрова машина

Джерело: [54]

Потенційні недоліки ОВМ включають наступні аспекти:

- Вимагають повністю мічених вхідних даних.
- Некалібровані ймовірності приналежності до класів.
- ОВМ застосовні напряму лише до двокласових задач. Отже, мають

застосовуватися алгоритми, які зводять багатокласову задачу до кількох бінарних задач.

- Інтерпретувати параметри розв'язаної моделі важко.

Для нашої задачі визначення кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ ми використали лінійну опорно-векторну машину. Розглянемо математичне представлення даного алгоритму.

В нас є тренувальний набір даних з n точок вигляду $(\vec{x}_1, y_1), \dots, (\vec{x}_n, y_n)$, де $y_i \in \{1, -1\}$, і кожен з них вказує клас, до якого належить точка \vec{x}_i . Кожен $\vec{x}_i \in \mathbb{R}^p$ є p -вимірним дійсним вектором. Нам треба знайти «максимально розділову гіперплощину», яка відділяє групу точок \vec{x}_1 , для яких $y_1 = 1$, від групи точок, для яких $y_1 = -1$, і визначається таким чином, що відстань між цією гіперплощиною та найближчою точкою \vec{x}_1 з кожної з груп є максимальною.

Будь-яку гіперплощину може бути записано як множину точок \vec{x} , які задовольняють $\vec{w} \cdot \vec{x} - b = 0$, де \vec{w} є (не обов'язково нормалізованим) вектором нормалі до цієї гіперплощини. Параметр $\frac{b}{\|\vec{w}\|}$ визначає зсув гіперплощини від початку координат вздовж вектора нормалі \vec{w} .

Якщо тренувальні дані лінійно роздільні, то ми можемо обрати дві паралельні гіперплощини, які розділяють два класи даних так, що відстань між ними якомога більша. Область, обмежена цими двома гіперплощинами, називається «розділенням» (англ. margin), а максимально розділова гіперплощина це гіперплощина, яка лежить посередині між цими двома. Ці гіперплощини може бути описано рівняннями $\vec{w} \cdot \vec{x} - b = 1$, (будь-що на або вище цієї межі належить до класу з міткою 1) та $\vec{w} \cdot \vec{x} - b = -1$. (будь-що на або нижче цієї межі належить до класу з міткою -1)

З геометричної точки зору, відстанню між цими двома гіперплощинами є $\frac{2}{\|\vec{w}\|}$, тож для максимізації відстані між ними нам треба мінімізувати $\|\vec{w}\|$. Оскільки ми також маємо завадити потраплянню точок даних до розділення, ми додаємо таке обмеження: для кожного i , або $\vec{w} \cdot \vec{x}_i - b \geq 1$, якщо $y_i = 1$, або $\vec{w} \cdot \vec{x}_i - b \leq -1$, якщо $y_i = -1$.

Ці обмеження стверджують, що кожна точка даних мусить лежати з правильного боку розділення.

Ці дві нерівності можна записати як одну:

$$y_i(\vec{w} \cdot \vec{x} - b) \geq 1, \text{ для всіх } 1 \leq i \leq n. \quad (2.6)$$

Ми можемо зібрати це до купи, щоби отримати задачу оптимізації:

«Мінімізувати $\|\vec{w}\|$ за умови $y_i(\vec{w} \cdot \vec{x} - b) \geq 1$ для $i = 1, \dots, n$ ». \vec{w} та b , які розв'язують цю задачу, визначають наш класифікатор, $\vec{x} \rightarrow \text{sgn}(\vec{w} \cdot \vec{x} - b)$.

Очевидним, але важливим наслідком цього геометричного опису є те, що максимально розділова гіперплощина повністю визначається тими \vec{x}_i , які лежать найближче до неї. Ці \vec{x}_i називають опорними векторами (англ. support vectors) (рис.2.35) [54].

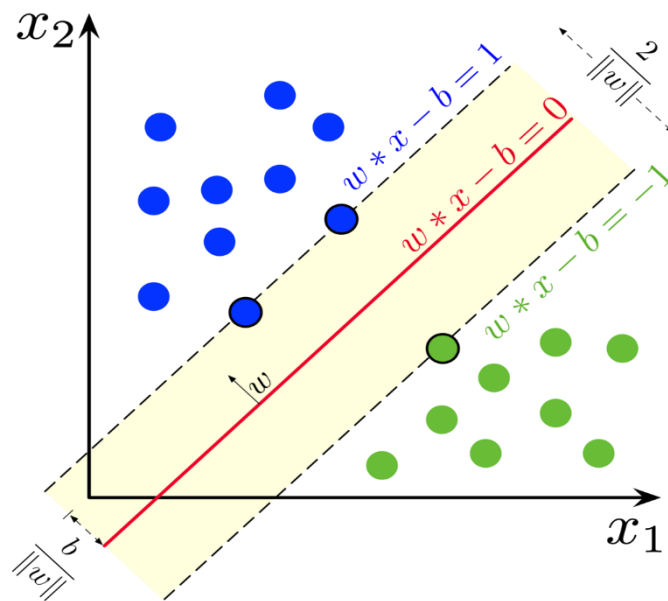


Рис. 2.35. Максимально розділова гіперплощина та межі для ОВМ, натренованої зразками з двох класів.

Джерело: [54]

При застосуванні методу опорно-векторної машини ми використали частину всієї вибірки, а саме перелік змінних з найбільш значимими показниками IV (табл. 2.36).

Під час тренування моделі проведено 10 ітерацій по 5 повторень. Для відбору найкращої всі етапи побудови моделей повторювали 10 разів. Для методу опорно-

векторної машини не можливо визначити значення коефіцієнтів в моделі, тому що метод є досить складним для інтерпретації та алгоритм тренування ОВМ будує модель, яка відносить нові зразки до однієї чи іншої категорії, роблячи це неймовірнісним бінарним лінійним класифікатором (Додаток Е).

Варто зазначити, що для побудови економіко-математичної моделі визначення кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ ми використали лінійне ядро опорно-векторної машини. При цьому кількість опорних векторів в фінальній моделі при 2 класах розподілу досліджуваної вибірки даних дорівнює 388. (Додаток Ж)

Отже, ми дослідили ключові аспекти використання і побудови економіко-математичних моделей, що базуються на вищезазначених методах, дослідили їх переваги, недоліки, сфери застосування та математичну інтерпретацію.

На основі досліджуваної вибірки з даними “German Credit Data” ми побудували 3 скорингові моделі за допомогою вищеназваних методів машинного навчання, а саме: логістичну модель, класифікатор випадкового лісу, опорно векторну машину з лінійним ядром.

Для того, щоб підвищити ефективність, точність та адекватність економіко-математичних, що базуються на застосуванні методів машинного навчання ми використали частину всієї вибірки, а саме перелік змінних з найбільш значимими показниками IV.

2.3 Порівняльна характеристика отриманих економіко-математичних скорингових моделей

Для визначення адекватності, точності та ефективності усі моделі проходили процедуру верифікації згідно з якою було розраховано показники ACC, AUC, KS та чутливість моделі до показника вихідної змінної на тестовому наборі даних.

Для пояснення сутності вищеназваних критеріїв введемо низку змінних:

$i = \overline{1, N}$ – індекс позичальника (всього N позичальників);

$z(i)$ – змінна, яка визначає реальну характеристику i -го позичальника з навчальної або тестової вибірки:

$$z(i) = 0, \text{ якщо } i\text{-й отримувач не має заборгованостей}; \quad (2.7)$$

$$z(i) = 1, \text{ якщо } i\text{-й отримувач має заборгованість}; \quad (2.8)$$

$r(i)$ – рейтинг i -го позичальника, розрахований скоринговою моделлю ($r(i) \in [0; 1]$);

δ – поріг відсікання (cut-off value), який вказує, що значення рейтингу i -го позичальника $r(i)$, вищі за цей поріг, інтерпретуються як дефолти (коли $z(i) = 1$), а при $r(i) < \delta$ позичальник вважатиметься добросовісним ($z(i) = 0$);

$TP(i)$ – правильно класифіковані позитивні приклади (True Positives);

$TN(i)$ – правильно класифіковані негативні приклади (True Negatives);

$FN(i)$ – позитивні приклади, класифіковані як негативні (False Negatives). Такі неточності в класифікації називаються помилкою I роду, коли подія, яка нас цікавить, помилково не виявляється;

$FP(i)$ – негативні приклади, класифіковані як позитивні (False Positives). Такі приклади складають помилку II роду, коли за відсутності події помилково виноситься рішення про її наявність.

Для пояснення сутності помилок I і II роду розглянемо табл. 2.39 спряженості (confusion matrix), яка базується результатах класифікації за допомогою моделі і фактичною належністю спостережень до заданих класів.

В сфері машинного навчання, зокрема в задачі бінарної статистичної класифікації, матриця спряженості (англ. confusion matrix), також відома як матриця помилок — це таблиця особливого компонування, що дає можливість дослідити продуктивність алгоритму, зазвичай керованого навчання. Рядки цієї матриці представляють собою спостереження прогнозованого класу, у свою чергу стовпці представляють собою спостереження справжнього класу (або навпаки). Назва

матриці спряженості походить від того, що вона дає змогу ідентифікувати, чи допусукає система невідповідності між цими двома класами спостережень.

Матриця зазвичай має вигляд таблиці з двома рядками та двома стовпцями, що сигналізують про кількість хибно позитивних (англ. false positives), хибно негативних (англ. false negatives), істинно позитивних (англ. true positives) та істинно негативних (англ. true negatives) результатів (табл. 2.39) [55].

Таблиця 2.39

Таблиця спряженості результатів класифікації моделлю і фактичною належністю прикладів до класів

Вибірка Модель	Позитивний приклад $z(i)=1$	Негативний приклад $z(i)=0$
Позитивний розрахунок $r(i) \geq \delta$	$TP(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=1 \wedge r(i) \geq \delta$	$FP(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=0 \wedge r(i) \geq \delta$
Негативний розрахунок $r(i) < \delta$	$FN(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=1 \wedge r(i) < \delta$	$TN(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=0 \wedge r(i) < \delta$

Джерело: [55]

Отже, помилка I роду вказує на частку помилково класифікованих дефолтів (яких модель визначила як надійних). Вона ще називається альфа-помилкою (α -помилка) і визначається за співвідношенням:

$$\alpha(\delta) = \frac{\sum_{i=1}^N FN(i)}{\sum_{i=1}^N [FN(i) + TP(i)]}. \quad (2.9)$$

Помилка II роду вказує на частку помилково класифікованих надійних позичальників (за якими модель спрогнозувала дефолт) і часто в спеціалізованій літературі називається бета-помилкою (β -помилка). Розраховується за формулою:

$$\beta(\delta) = \frac{\sum_{i=1}^N FP(i)}{\sum_{i=1}^N [FP(i) + TN(i)]}. \quad (2.10)$$

Зауважимо, що альфа- і бета-помилки залежать від рівня відсікання δ , причому значення цих помилок обернено залежні. Із зменшенням порогу відсікання збільшується кількість позитивних прикладів, що потрапляють до свого класу («Позичальник-дефолт»), відповідно, знижується альфа-помилка. Але одночасно з цим буде зменшуватись відсоток потрапляння негативних прикладів («Позичальник надійний») до свого класу, оскільки розрахунок моделлю за ними $r(i)$ перевищуватиме знижений поріг відсікання δ [56].

Для оцінювання точності моделі зазвичай використовують показник збалансованої точності (ACC). Збалансована точність - це метрика, яку можна використовувати при оцінці двійкового класифікатор. Це особливо корисно, коли класи є незбалансованими, тобто один із двох класів з'являється набагато частіше за інший.

Збалансована точність ґрунтується на двох більш часто використовуваних показниках: чутливості (sensitivity, також відомої як true positive rate або відкликання) та специфічності (також відомої як true negative rate, або 1 - FPR). Чутливість відповідає на питання: "Скільки позитивних випадків я виявив?" Або поставити це у виробничі умови: "Скільки (справді) бракованих продуктів мені вдалося згадати?" Конкретність (specificity) відповідає на те саме питання, але для негативних випадків [57].

Чутливість (Sensitivity) – це частка істинно позитивних випадків (точність коректного діагностування дефолтів):

$$Sensitivity(\delta) = \frac{\sum_{i=1}^N TP(i)}{\sum_{i=1}^N [FN(i) + TP(i)]}. \quad (2.11)$$

Специфічність (Specificity) – частка істинно негативних випадків, які були правильно ідентифіковані за допомогою класифікатора (точність визначення надійних позичальників):

$$Specificity(\delta) = \frac{\sum_{i=1}^N TN(i)}{\sum_{i=1}^N [FP(i) + TN(i)]}. \quad (2.12)$$

Модель з високою чутливістю відповідає консервативній політиці перевірки із більш жорстким відбором реципієнтів – максимальним запобіганням пропуску дефолтних позичальників, адже завданням аналізу чутливості є мінімізація ризику порушень. Модель з високою специфічністю гірше виявлятиме дефолтних позичальників.

Виходячи з формул (2.11) та (2.12) збалансовану точність (ACC) можна розрахувати за такою формулою:

$$ACC = \frac{Sensitivity + Specificity}{2} \quad (2.13)$$

Оскільки у класифікатора є деякий параметр (порог відсікання), варіюючи який ми отримуємо те чи інше розбиття на два класи, то залежно від його значення будуть виходити різні величини помилок I і II роду. Однак показник точності розподілу позичальників за двома класами (або визначення помилок I і II роду) є недостатньою характеристикою для оцінки ефективності скорингової моделі.

Оцінити якість ранжування позичальників за ступенем ризику можна на основі різних статистичних інструментів. Насамперед це аналіз ROC-кривої (Receiver Operation Characteristic), в процесі якого оцінюється площа під побудованою кривою AUC (Area Under Curve), на основі чого розраховується показник.

ROC-крива (англ. receiver operating characteristic) — крива, що дає змогу здійснити оцінку якості бінарної класифікації, відображає співвідношення між часткою об'єктів від загальної кількості носіїв ознаки, правильно класифікованих як носії ознаки (англ. True positive rate, TPR, званої чутливістю алгоритму класифікації) до загальної кількості об'єктів, що не несуть ознаки, помилково класифікованих, як такі, що мають ознаку (англ. False positive rate, FPR, величина 1-FPR називається специфічністю алгоритму класифікації). Також ROC-крива відома як крива помилок. Аналіз бінарної класифікації із застосуванням ROC-кривих зазвичай називають ROC-

аналізом [58].

Для побудови ROC-кривої для кожного значення порога відсікання, який змінюється від 0 до 1 з кроком Δ , розраховуються значення часток коректних позитивних класифікацій TPR (фактично, це є показник чутливості моделі (2.11) за різних рівнів порога відсікання δ) та помилкових позитивних класифікацій FPR (бета-помилка моделювання (2.10) при різних δ):

$$TPR(\delta) = \frac{\sum_{i=1}^N TP(i)}{\sum_{i=1}^N [FN(i) + TP(i)]}, \quad \delta = 0, \Delta, 2 \cdot \Delta, \dots, 1, \quad (2.14)$$

$$FPR(\delta) = \frac{\sum_{i=1}^N FP(i)}{\sum_{i=1}^N [FP(i) + TN(i)]}, \quad \delta = 0, \Delta, 2 \cdot \Delta, \dots, 1, \quad (2.15)$$

де Δ – крок дискретизації (в якості альтернативи розрахунок може здійснюватись для кожного наступного значення $r(i)$ з вибірки);

$k = \left\lceil \frac{1}{\Delta} \right\rceil$ – кількість точок для побудови ROC-кривої (ціла частина від ділення

одиниці на крок дискретизації).

На основі отриманих значень TPR та FPR будується графік ROC-кривої. На рисунку 2.36 представлена ROC-крива для випадкового розподілу на класи (а) та для ефективного класифікатора (б).

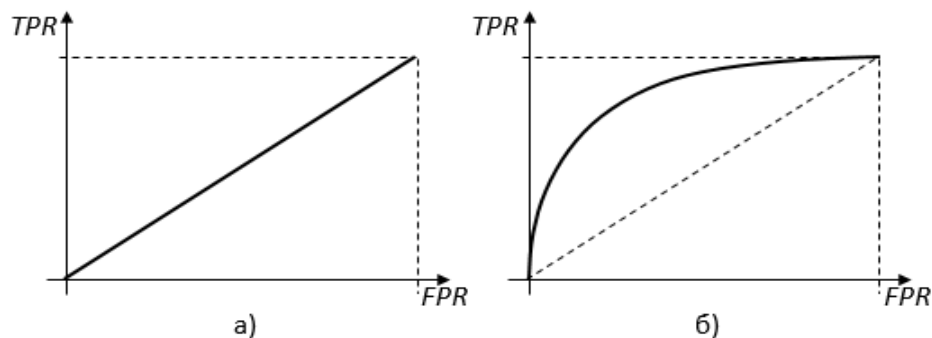


Рис. 2.36 ROC-крива для випадку випадкового розподілу на класи (а) та для ефективного класифікатора (б)

Джерело: [58]

Кількісну характеристику ROC-кривих дає показник AUC (англ. area under ROC curve, площа під ROC-кривою), тоюто – це площа, обмежена ROC-кривою і віссю частки помилкових позитивних класифікацій.

Площа під ROC-кривою може бути розрахована за формулою:

$$AUC = \frac{1}{2} \sum_{l=0}^{k-1} [TPR(l+1) + TPR(l)] [FPR(l+1) - FPR(l)]. \quad (2.16)$$

Значення показника AUC менше за 0,5, дозволяє зробити висновок, що обраний алгоритм класифікації є непридатним, тобто таким, що відповідає звичайному вгадуванню (табл. 2.39) [56].

Таблиця 2.39

Інтерпретація показника AUC

AUC	Інтерпретація	Ремарка
1,0 (100%)	Perfect Model	Існує ймовірність перенавчання
0,9-0,99 (90-99%)	Excellent Model	Існує ймовірність перенавчання
0,8 0,89 (80-89%)	Very Good Model	
0,7-0,79 (70-79%)	Fair Model	
0,51-0,69(51-69%)	Poor Model	Потрібно переглянути підхід до моделювання
<0,5(50%)	Worthless Model	Потрібно більше даних для розробки моделі

Джерело: [59]

Варто зауважити, що показник площі під кривою в першу чергу для порівняльного аналізу скорингових моделей між собою, оскільки вони є агрегованими показниками ефективності класифікатора. Значення AUC не містять інформації про чутливість і специфічність моделі, альфа- і бета-помилки (які розраховуються для конкретного значення порогу відсікання), адже ROC-крива будується за різних значень порогу відсікання від найменшого до найбільшого можливого значення класифікатора.

Для оцінювання адекватності скорингової моделі часто також застосовується тест або статистика Колмогорова-Смирнова. У цьому тесті перевіряється статистична гіпотеза, що дві довільні вибірки належать одній генеральній сукупності. Для

проведення оцінювання адекватності моделі оцінювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ порівнюються два кумулятивних розподіли скорингових балів надійних позичальників та тих, хто мали прострочену виплату по заборгованості. Статистика Колмогорова-Смирнова обчислюється як максимальна різниця між кумулятивними функціями розподілу цих двох груп отримувачів [60].

Для розрахунку статистики Колмогорова-Смирнова важливо впорядкувати у порядку зменшення отримані моделлю скорингові оцінки та поставити у відповідність до них реальний клас надійності кожного з позичальників. Черга позичальників перебирається, починаючи від найризиковіших до надійних (від максимальної скорингової оцінки моделі до мінімальної). При цьому на кожному кроці n обчислюється: $KSNR(n)$ – частка серед усіх надійних позичальників тих, що мають вищий скоринговий бал за оцінку на поточному кроці; $KSPR(n)$ – частка позичальників-дефолтів та мають скорингову оцінку вище поточної, серед усіх позичальників-дефолтів:

$$KSNR(n) = \frac{\sum_{i=1}^n [FP(i) + TN(i)]}{\sum_{j=1}^N [FP(j) + TN(j)]}, \quad n = \overline{1, N}, \quad (2.17)$$

$$KSPR(n) = \frac{\sum_{i=1}^n [FN(i) + TP(i)]}{\sum_{j=1}^N [FN(j) + TP(j)]}, \quad n = \overline{1, N}, \quad (2.18)$$

де i – впорядковані значення скорингових оцінок від найбільших (що відповідають найризиковішим) до найменших (надійних позичальників);

n – номер скорингової оцінки у впорядкованому рейтингу, що послідовно змінюється від першого номера (найбільш ризикового позичальника) до N (з найменшим значенням скорингової оцінки).

Статистика Колмогорова-Смирнова розраховується як максимальна різниця між $KSPR(n)$ та $KSNR(n)$ за всіма точками черги:

$$KS = \max_n [KSPR(n) - KSNR(n)]. \quad (2.19)$$

Оскільки значення скорингової оцінки, що відповідає n -ій точці черги, розділяє на кожному кроці позичальників за класами надійних та ризикових, то різниця між $KSPR(n)$ та $KSNR(n)$ вказує на відмінність у частках коректного та помилкового діагностування позичальників як ризикових на кроці n . Відповідно, статистика Колмогорова-Смирнова, на відміну від показника AUC, є локальною мірою, оскільки являє собою максимальну різницю $KSPR(n)$ та $KSNR(n)$ по всіх точках черги. Чим більше значення статистики KS , тим вища розділювальна здатність скорингової моделі. Графічна ілюстрація статистики Колмогорова-Смирнова приведена на рисунку 2.37.

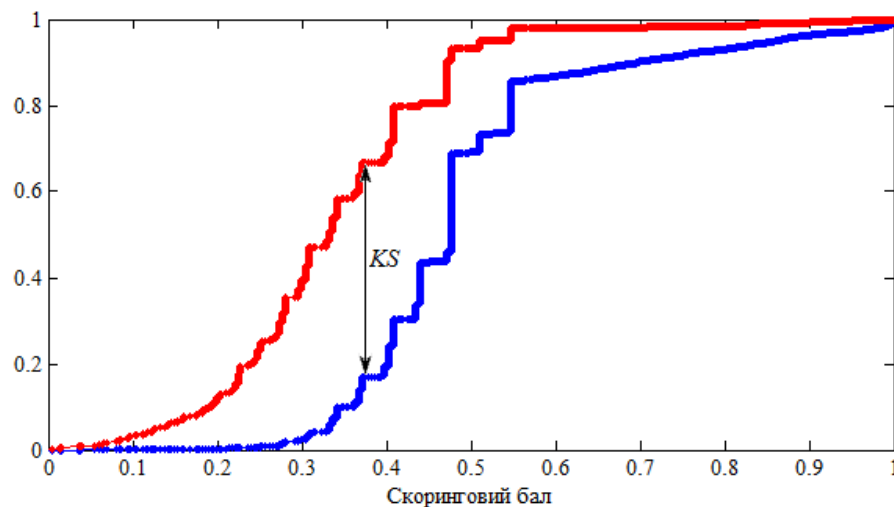


Рис. 2.37. Кумулятивні функції розподілу скорингових балів надійних та ризикових позичальників і статистика Колмогорова-Смирнова

Джерело: [61]

Слабким місцем даного підходу є те, що статистика Колмогорова-Смирнова є максимальною різницею в розподілі надійних позичальників отримувачів і ризикових при довільному скоринговому балі, який може далеко відстояти від порогу відсікання між цими класами. З метою більш коректного порівняння скорингових моделей доцільніше було б здійснювати розрахунок не максимальної різниці між кількістю

ризикових позичальників у обох класах за будь-якого скорингового балу, а різниці в точці відсікання між класами. Така оцінка показала б ефективність моделі при її практичному застосуванні [61].

Отже, на основі вищезазначених показників ми здійснили порівняльний аналіз адекватності, точності та ефективності досліджуваних моделей (див. табл. 2.40).

Таблиця 2.40

Показники ефективності, точності та адекватності досліджуваних моделей

Модель	Показники					
	ACC	AUC	KS	cutoff	Sensitivity	Specificity
Логістична модель	0,731	0,792	0,429	0,506	0,662	0,8
Класифікатор випадкового лісу	0,713	0,769	0,413	0,49	0,607	0,819
Опорно-векторна машина	0,731	0,797	0,46	0,423	0,607	0,819

Джерело: розроблено автором

Отже, згідно з таблицею 2.40 найбільшим показником збалансованої точності володіє логістична модель та опорно-векторна машина. Показник збалансованої точності для цих моделей становить 0,731 (73,1%). Це свідчить про те, що дана модель найточніше розподілила прогнозовані дані відносно матриці спряженості результатів класифікації (табл. 2.39). Найменший показник збалансованої точності має метод класифікатора випадкового лісу, а саме 0,713 (71,3%) (табл. 2.41).

Таблиця 2.41

Матриці спряженості для досліджуваних моделей

Логістична модель		
Модель/вибірка	Позитивний приклад $z(i)=1$	Негативний приклад $z(i)=0$
Позитивний розрахунок $r(i)=1$	43	47
Негативний розрахунок $r(i)=0$	22	188
Метод класифікатора випадкового лісу		
Модель/вибірка	Позитивний приклад $z(i)=1$	Негативний приклад $z(i)=0$
Позитивний розрахунок $r(i)=1$	51	39
Негативний розрахунок $r(i)=0$	33	177
Метод опорно-векторної машини		
Модель/вибірка	Позитивний приклад $z(i)=1$	Негативний приклад $z(i)=0$
Позитивний розрахунок $r(i)=1$	57	33
Негативний розрахунок $r(i)=0$	35	175

Джерело: розроблено автором

Варто зазначити, що серед досліджуваних моделей, згідно з таблицею 2.41 логістична модель найкраще визначила дійсно надійних позичальників (TN - true negative), вона віднесла в цю групу 188 спостережень, найгірше справився метод опорно-векторної машини - 175 спостережень. Проте, метод опорно векторної машини найкращим чином визначив дійсно ризикових позичальників (TP – true positive), він відніс у цю групу 57 спостережень, при чому найгіршою виявилась логістична модель, лише 43 спостереження.

Найбільшу площу, обмежену ROC-кривою і віссю частки помилкових позитивних класифікацій має опорно-векторна машина, а саме 0,797 (79,7%). Це свідчить, що метод опорно-векторної машини має найкращу якість бінарної класифікації. Показник AUC для методу класифікатора випадкового лісу та логістичної моделі відповідно дорівнює 0,769 (76,9%) та 0,792 (79,2%) (рис. 2.38). (Додаток К)

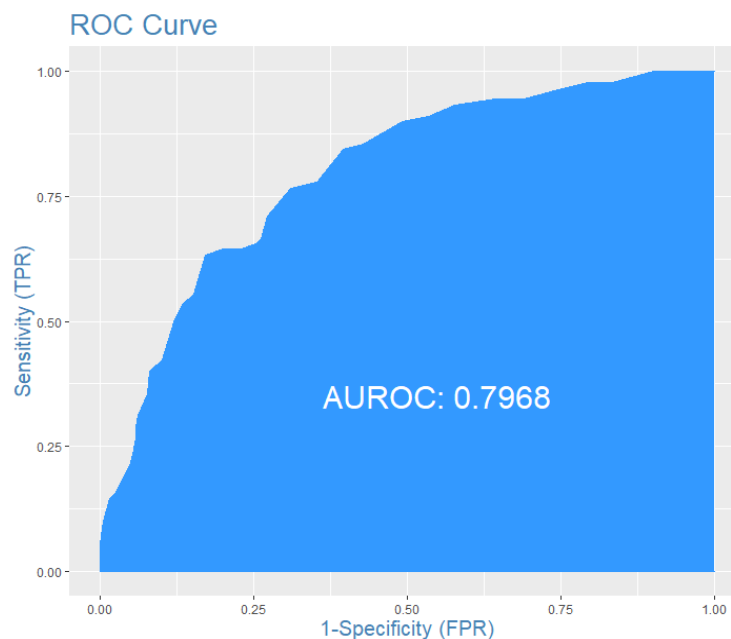


Рис. 2.38 Графік ROC-кривої для методу опорно-векторної машини (сформовано автором)

Найбільше значення статистики Колмогорова-Смирнова має знову ж таки метод опорно-векторної машини, а саме 0,46 (46%). Це свідчить про те, що дана модель є адекватною та відповідає дійсності. Проте, значення статистики Колмогорова-Смирнова для логістичної моделі та методу класифікатора випадкового

лісу не сильно поступаються результатам методу опорно-векторної машини. Значення статистики Колмогорова-Смирнова для вищеназваних моделей відповідно дорівнюють 0,429 (42,9%) для логістичної моделі та 0,413 (41,3%) для класифікатора випадкового лісу. Як можемо побачити з графіка, достатньо охопити 60% клієнтів, щоб отримати 87,78% ефективності (рис. 2.39). (Додаток Л)

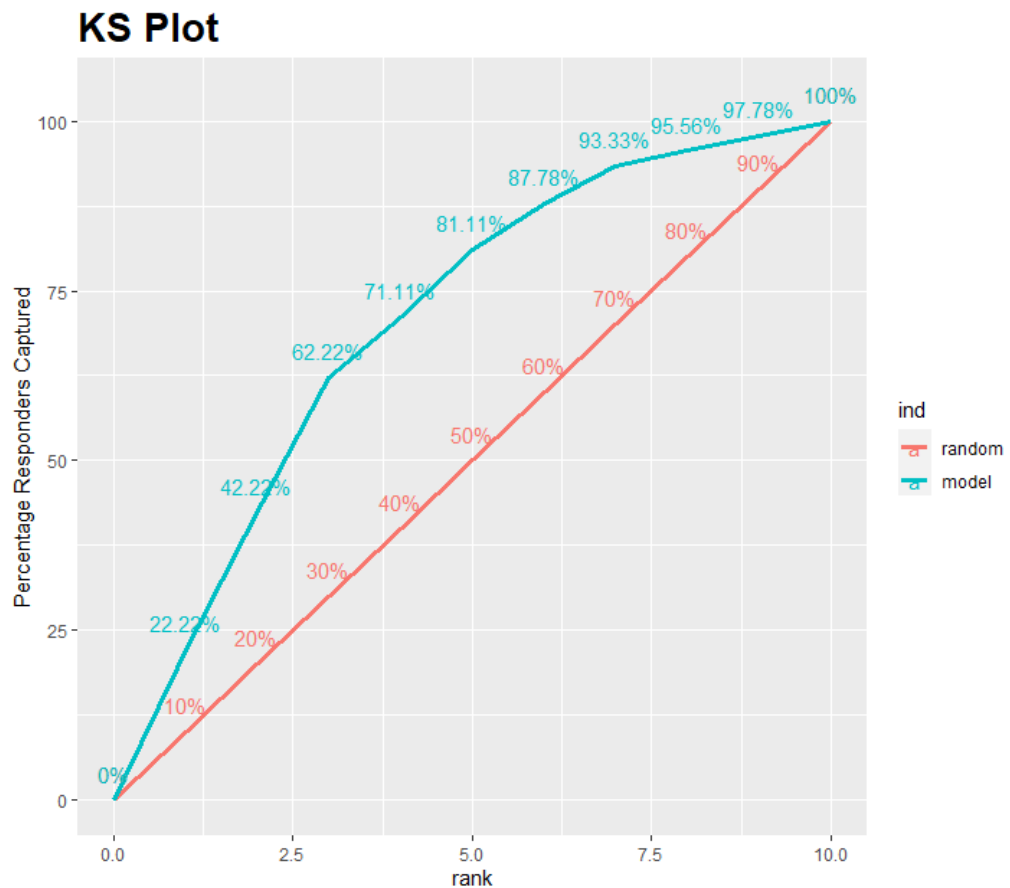


Рис. 2.39 Графік статистики Колмогорова-Смирнова для методу опорно-векторної машини (сформовано автором)

Отже, варто зазначити, що оскільки розроблена логістична модель є найбільш простим методом згідно математичної постановки, має просту інтерпретацію та практично не поступається у ефективності, точності та адекватності найкращому з методів, ми рекомендуємо обрати саме цей метод для оцінювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ на досліджуваному наборі даних. Проте, для інших наборів вхідних показників та при інших зовнішніх чинниках ми повинні здійснити новий цикл розробки економіко-математичних моделей та здійснити порівняльну характеристику методів оцінки

кредитоспроможності, оскільки різний зміст і якість даних призводить до інакших результатів.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

В результаті здійснення аналізу даних та відбору факторів впливу, а також розробки економіко-математичних моделей оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ було здійснено:

1. Розрахунок показника вагомості ознаки *WOE* (*Weight Of Evidence*), який для кожної підгрупи (категорії) позичальників банківських установ визначає узагальнену кількісну оцінку ризику невиконання кредитних зобов'язань. Така оцінка базується на обчисленні часток просрочень та виплат кредитних зобов'язань за кожною підгрупою показника відносно загальної кількості невиконання кредитних зобов'язань та вчасних виплат кредиту.

2. Оцінку ефективності розбиття змінних на категорії та визначено загальну прогностичну силу категоризованого фактора (якісної чи кількісної характеристики, переведеної у категорії з розрахунком відповідного *WOE*) з допомогою показника інформаційної значимості *IV* (*Information Value*).

3. Розподіл вибірки за допомогою удосконаленого стратифікованого методу випадкової вибірки, тобто методу, який передбачає поділ сукупності на менші групи, відомі як страти. У стратифікованій випадковій вибірці страти формуються на основі спільних ознак чи характеристик членів. У нашому випадку ми використали “good” “bad” як страти та розділили дані на 70%-30% як навчальні та тестові набори, оскільки згідно з минулим досвідом у розробці моделей машинного навчання цей поділ є найбільш оптимальним.

4. Розробку економіко-математичних скоринг-моделей визначення кредитоспроможності позичальників банківських установ за допомогою наступних методів: метод логістичної моделі, метод класифікатора випадкового лісу та метод опорних векторів.

5. Тренування моделі, згідно з яким було проведено 10 ітерацій по 5 повторень. Для відбору найкращої всі етапи побудови моделей повторювали 10 разів. Під час проведення ітерацій моделювання було використано метод поетапного вибору змінних, сутність якого полягає у модифікації прямого вибору таким чином, щоб після кожного кроку, на якому була додана змінна, усі незалежні змінні в моделі перевіряються на предмет зменшення їх значущості нижче зазначеного рівень. Розрахунок важливості кожної змінної в розроблених моделях базується на зменшенні значення показника Gini від вилучення атрибуту з моделі.

6. Відбір переліку змінних з найбільш значимими показниками IV для того, щоб підвищити ефективність, точність та адекватність економіко-математичних, що базуються на застосуванні методів машинного навчання.

7. Процедуру верифікації згідно з якою було розраховано показники ACC, AUC, KS та чутливість моделі до показника вихідної змінної на тестовому наборі даних. Згідно з якою найбільшим показником збалансованої точності володіє логістична модель та опорно-векторна машина, логістична модель найкраще визначила дійсно надійних позичальників (TN - true negative), вона віднесла в цю групу 188 спостережень, найбільшу площу, обмежену ROC-кривою і віссю частки помилкових позитивних класифікацій має опорно-векторна машина, а саме 0,797 (79,7%), найбільше значення статистики Колмогорова-Смирнова має знову ж таки метод опорно-векторної машини, а саме 0,46 (46%).

Підсумовуючи, варто зазначити, що розроблена логістична модель має просту інтерпретацію та практично не поступається у ефективності, точності та адекватності найкращому з методів. Проте, для інших наборів вхідних показників та при інших зовнішніх чинниках ми повинні здійснити новий цикл розробки економіко-математичних моделей та здійснити порівняльну характеристику методів оцінки кредитоспроможності, оскільки різний зміст і якість даних призводить до інакших результатів.

РОЗДІЛ 3

АНАЛІЗ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ І ПРАКТИЧНІ ВИСНОВКИ

3.1 Побудова скорингової карти на основі відібраної економіко-математичної скоринг-моделі

Для інтерпретації отриманих результатів ми можемо побудувати скорингову карту на основі розроблених економіко-математичних моделей. В області споживчого кредитування скорингової картою називають набір характеристик (вік, дохід, професія, стаж роботи, наявність майна і т.д.) потенційного позичальника і привласнюються їм вагових коефіцієнтів, виражених в деякій бальною шкалою. Дані про позичальника збираються з анкети, в якій він повідомляє про себе необхідні відомості, з бюро кредитних історій, з місця роботи і інших джерел. В результаті обробки зібраних відомостей йому нараховується певна кількість скорингових балів.

Залежно від числа набраних балів розраховується максимальна сума кредиту, яку банк може надати позичальнику з урахуванням ризиків, пов'язаних з його характеристиками.

Використання скорингових карт є частиною більш загальної методики оцінювання кредитоспроможності позичальників, названої скоринговими моделюванням, а їх розробка проводиться на основі статистичної обробки великих масивів історичних даних про кредитні прецедентах (погашених і непогашених кредитах).

Поява скорингових карт пов'язано з ім'ям Д. Дюрана, який в 1941 році вперше застосував методику класифікації клієнтів на «поганих» і «хороших». Дюран визначив групи основних факторів, що дозволяють оцінити ступінь кредитного ризику і коефіцієнти, що характеризують кредитоспроможність позичальника.

На ранніх етапах розвитку методу складання скорингових карт проводилося

вручну. В даний час це робиться в основному за допомогою спеціалізованих програмних засобів, широко представлених на ринку. Основним алгоритмом для розрахунку балів скорингових карт є логістична регресія [62].

Тому, на основі розробленої моделі логістичної регресії побудуємо скорингову карту, що описує рівень кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ.

Для розробки скорингової карти скористаємося одноіменною статистичною бібліотекою мови програмування R, яка має назву “scorecard”. Бали скорингової карти базуються на метриці WOE (2.1) та показниках вхідної моделі, що використовується при побудові скорингової карти, в нашому варіанті логістичної моделі.

Варто зазначити, що скорингові карти для решти моделей є досить схожими з наведеною, оскільки усі економіко-математичні моделі мають приблизно однакові показники ефективності, точності та адекватності. Також усі моделі мають високу чутливість до показника вихідної змінної на тестовому наборі даних.

Перш за все розраховується базовий бал позичальника кредиту, тобто той бал, який присвоюється абсолютно нейтральній фізичній особі. Ризиковість цього суб'єкта буде дорівнювати точці відсікання ($\text{cutoff} = 0.506$), тобто ймовірність невиконання по кредиту буде становити 50,6%.

Наступним етапом є розрахунок балів кожного рангу для відповідних атрибутів. Він базується на оцінках WOE, тому базовий бал фізичної особи-позичальника, якого відносять до певної категорії згідно з відповідним атрибутом може зрости або знизитися, в залежності від частки ненадійних позичальників у відповідній категорії досліджуваного показника. Чим більшим/меншим є кількість балів відповідно до категорії, тим сильніше вона впливає на надійність/ризиковість фізичних осіб-позичальників. На основі усіх балів, що користувач отримує або втрачає відповідно до аналізованих атрибутів формується загальний бал фізичної особи-позичальника банківської установи. Згідно з цим балом банківська установа повинна прийняти рішення про видачу або ж не видачу кредиту даному суб'єкту.

Розглянемо скорингову карту, що побудована на основі логістичної моделі та розрахованих показників WOE у нашому дослідженні (табл. 3.1).

Таблиця 3.1

Скорингова карта, побудована на основі логістичної моделі

Показник	Значення показника	Скоринг-бал
Статус наявного поточного рахунку	< 0 DM	-51
	0 - 200 DM	-19
	>= 200 DM	17
	Немає рахунку	40
Тривалість кредиту в місяцях	0-6	53
	6-12	17
	12-24	5
	24-30	-11
	30-36	-32
	36-42	6
	42+	-60
	Кредитна історія	кредитів не було/ всі кредити погашено належним чином
усі кредити цього банку погашено належним чином		5
існуючі кредити погашаються належним чином досі/існує затримка погашення кредиту в минулому		0
критичний рахунок/ інші існуючі кредити (не в цьому банку)		-83
Ціль кредитування	Нове авто	-4
	Вживане авто	35
	Меблі/обладнання	-3
	Радіо/телебачення	30
	Побутова техніка	-7
	Ремонт	-10
	Освіта	-19
	Перепідготовка	50
	Бізнес	-2
	Інше	-6
Сума кредиту	0-1400 DM	-2
	1400-2500 DM	21
	2500-3500 DM	10
	3500-4500 DM	9
	4500-5500 DM	-4

Продовження таблиці 3.1

	5500+ DM	-27
Стан наявного ощадного рахунку	< 100 DM	-7
	100 - 500 DM	-4
	500 - 1000 DM	22
	>= 1000 DM	38
	Немає рахунку	20
Досвід на поточній роботі у роках	безробітний	-13
	< 1 року	-17
	1 - 4 років	-3
	4 -7 років	34
	>= 7 років	15
Власність	нерухомість	17
	договір заощадження будівельного товариства/ страхування життя	-2
	автомобіль чи інше	-3
	невідомо/без майна	-21
Вік у роках	0-25	-24
	25-30	-3
	30-35	2
	35-40	19
	40-45	1
	45-50	15
	50-60	-5
	60+	12
Базовий бал		450

Джерело: розроблено автором

Отже, згідно з даними табл. 3.1 базовий бал для фізичних осіб-позичальників дорівнює 450 одиниць. Відповідно особи, що мають значення скорингового балу, яке дорівнює базовому мають ймовірність прострочення кредитної заборгованості рівну точці відсікання - 50.6% (cutoff = 0.506). Фізичні особи-позичальники, що мають скоринговий бал більший за базовий можуть бути рекомендовані для видачі кредиту, а особи, що мають скоринговий бал менший за базовий вважаються ненадійними позичальниками.

“Ідеальними” позичальниками (найбільш надійними) будуть вважатися особи, що мають такі характеристики:

- Немає поточного рахунку в банку, де особа планує взяти кредит;

- Кредит буде взятий строком до 6 місяців;
- Усі минулі кредити фізичної особи було погашено належним чином;
- Кредит був узятий з метою зміни кваліфікації та перепідготовки;
- Сума кредиту варіюється в межах від 1400 DM до 2500 DM;
- Особа має понад 1000 DM на ощадному рахунку в досліджуваному банку;
- Досвід на поточній роботі від 4 до 7 років;
- Особа володіє нерухомістю
- Особа віком від 35 до 40 років.

Скоринговий бал таких позичальників буде дорівнювати 761 одиниць. Такі особи мають дуже низьку ймовірність прострочення виплат по кредитній заборгованості.

Найбільш ризикованими є позичальники, які у свою чергу мають наступні характеристики:

- На поточному рахунку немає коштів;
- Кредит буде взятий строком більше 42 місяців;
- Рахунок позичальника є критичним;
- Ціллю кредитування є отримання освіти;
- Сума кредиту є максимальною, більше 5500 DM;
- На ощадному рахунку лежить дуже мало коштів, менше 100 DM;
- Досвід роботи на поточному місці менше 1 року;
- Особа не володіє майном;
- Особа віком до 25 років.

Скоринговий бал таких позичальників буде дорівнювати 141 одиниць. Такі особи мають дуже високу ймовірність прострочення виплат по кредитній заборгованості.

На основі розробленої скорингової карти розподілимо тестову вибірку на класи, згідно з кредитоспроможністю фізичних осіб-позичальників банківських установ (табл. 3.2).

Таблиця 3.2

Розподіл тестової вибірки згідно з скоринговою картою

Скоринговий бал	Кількість осіб з тестової вибірки	Стан кредитоспроможності
>= 600 балів	36	Висока кредитоспроможність.
550-600 балів	38	Хороша кредитоспроможність.
500-550 балів	44	Середня кредитоспроможність.
450-550 балів	50	Низька кредитоспроможність.
<450 балів	132	Ненадійний клієнт.
Всього	300	

Джерело: розроблено автором

Отже, згідно з даними табл. 3.2, існує 36 клієнтів, які можуть отримати велику суму позики на вигідних умовах серед усіх фізичних осіб у тестовій вибірці, 38 фізичних осіб-позичальників отримують кредит на стандартних умовах. Зазвичай сума уточнюється на співбесіді з співробітниками банку. 44 позичальники, яким можуть видати позику, але на досить жорстких умовах. Зазвичай банківська установа ставить обмеження по термінах та сумі кредиту. 50 фізичних осіб, що все ще можуть отримати позику, але розмір її є невеликим і під високий відсоток. 132 фізичні особи-позичальники будуть вважатися ненадійними клієнтами. Таким суб'єктам банківська установа не буде видавати кредит.

Загалом, скорингова карта має високу залежність від вхідних даних та методів математичного моделювання, на основі яких вона базується. Тому, для різних вхідних наборів даних, для різного переліку банківських установ та для різних зовнішніх факторів ми повинні провести нову ітерацію побудови скорингової карти за наведеним алгоритмом.

3.2 Розрахунок економічного ефекту від впровадження розробленої економіко-математичної скоринг-моделі

Для того щоб підібрати потрібні метрики для розрахунку економічного ефекту слід вирішити проблему незбалансованої вибірки. У завданнях класифікації дані

називаються несбалансованими (незбалансованими даними), якщо у навчальній вибірці долі об'єктів різних класів суттєво відрізняються, також говорять, що «класи не збалансовані» [63].

Наша задача є прикладом проблеми незбалансованої класифікації, оскільки залежна змінна у наборі даних, яка відображає реальний статус позичальника банківської установи, а саме існування просроченої заборгованості по виплаті взятого кредиту, представлена у вигляді категорій: Good Risk – 1, Bad Risk – 2. Пропорція вибірки наступна: 300 (30%) не мають заборгованостей по виплаті кредиту, 700 (70%) мають заборгованості по виплаті кредиту (табл. 3.3)

Таблиця 3.3

Пропорція “хороших” та “поганих” спостережень в аналізованій вибірці даних

Вихідна змінна	Кількість, осіб	Відсоток, %
Bad	300	30
Good	700	70

Джерело: розроблено автором

У свою чергу тренувальний та тестовий набори даних також розподілені не рівномірно. Пропорція вибірки у цих наборах даних наступна: 30% не мають заборгованостей по виплаті кредиту, 70% мають заборгованості по виплаті кредиту (табл. 3.4, табл 3.5).

Таблиця 3.4

Пропорція “хороших” та “поганих” спостережень в тренувальній вибірці даних

Вихідна змінна	Кількість, осіб	Відсоток, %
Bad	210	30
Good	490	70

Джерело: розроблено автором

Таблиця 3.5

Пропорція “хороших” та “поганих” спостережень в тестовій вибірці даних

Вихідна змінна	Кількість, осіб	Відсоток, %
Bad	90	30
Good	210	70

Джерело: розроблено автором

Дисбаланс розподілу класів у проблемі бінарної класифікації може мати багато причин. Насамперед дисбаланс у класах був спричинений тим, як були зібрані дані або вибірки формулися з проблемної області. Це може свідчити про змщення вибірки та помилки, допущені під час збору даних.

Наприклад, дані були зібрані з вузького географічного регіону або зрізу, при зборі спостережень були допущені помилки. Одним із типів помилок є застосування неправильних міток класів до багатьох прикладів. Крім того, процеси або області, з яких були зібрані екземпляри вибірки, могли бути пошкоджені або порушені, що могло викликати дисбаланс.

Часто у випадках, коли дисбаланс викликаний зміщенням вибірки або помилкою вимірювання, його можна виправити за допомогою вдосконалених методів аналізу даних та/або виправлення помилки вимірювання. Це пояснюється тим, що навчальний набір даних не є справедливим відображенням проблемної області, яка вирішується. Тобто, незбалансованість може бути властивістю проблемної області.

Наприклад, природне виникнення або наявність одного класу може домінувати над іншими класами. Це може бути тому, що процес, який генерує спостереження в одному класі, триваліший за часом, вартістю, обчисленням чи іншими ресурсами.

Таким чином, часто неможливо просто зібрати більше зразків з такими характеристиками, щоб покращити розподіл класів. Яскравим прикладом існування проблеми проблемної області і є формування вибірки для банківського скорингу, оскільки неможливо зібрати однакою або приблизно однакою кількістю представників класу надійних фізичних осіб-позичальників та фізичних осіб-позичальників, що мають непогашену заборгованість по виплаті кредиту [64].

Відповідно для розрахунку економічного ефекту розроблених моделей бінарної класифікації необхідно підібрати відповідні метрики, які не залежать від незбалансованості вхідної вибірки даних.

Основними метриками для оцінювання якості, ефективності та точності бінарної класифікації в банківському скорингу є KS та AUC-ROC. Вони застосовуються у

банківському скорингу вже багато років у якості основних показників для порівняння якості моделей бінарної класифікації.

Більшість метрик для оцінювання якості моделей бінарної класифікації розраховуються на основі матриці спряженості (табл. 3.6).

Таблиця 3.6

Таблиця спряженості результатів класифікації моделлю і фактичною належністю прикладів до класів

Вибірка Модель	Позитивний приклад $z(i)=1$	Негативний приклад $z(i)=0$
Позитивний розрахунок $r(i) \geq \delta$	$TP(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=1 \wedge r(i) \geq \delta$	$FP(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=0 \wedge r(i) \geq \delta$
Негативний розрахунок $r(i) < \delta$	$FN(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=1 \wedge r(i) < \delta$	$TN(i) = 1 \Leftrightarrow z(i)=0 \wedge r(i) < \delta$

Джерело: [55]

У свою чергу метрики якості бінарних класифікаторів діляться на «порогові» (single-threshold) та «не залежні від порога» (threshold-free). Бінарні класифікатори зазвичай орієнтуються на прогнози ймовірності приналежності до одного з двох класів. Для того, щоб кожна об'єктна об'єктність використовувала числове значення в діапазоні від 0 до 1 (або від 0 до 999 для скорингового бала). Таким чином, щоб розділити прогнозні значення для двох класів, необхідно вибрати поріг, що може розбивати весь діапазон значень на дві групи. Після вибору порога можна побудувати матрицю помилок, на основі якої розширюються різні «порогові» метрики якості [63]. Формули для найбільш уживаних порогових показників якості представлені в табл. 3.7.

Таблиця 3.7

Формули для найбільш уживаних порогових показників якості

Метрика	Формула
ACC	$(TP+TN)/(TP+TN+FN+FP)$
ERR	$(FP+FN)/(TP+TN+FN+FP)$
PPCR	$(TP+FP)/(TP+TN+FN+FP)$
TNR	$TN/(TN+FP)$
REC, SN, TPR	$TP/(TP+FN)=1-FNR$
hACC	$0,5(TNR+TPR)$
SP	$TN/(TN+FP)=1-FPR$
FPR	$FP/(TN+FP)=1-SP$
FNR	$FN/(TP+FN)=1-SN$
LRP	$SN/(1-SP)=(1-FNR)/FPR$
LRN	$(1-SN)/SP=FNR/(1-FPR)$
PREC, PPV	$TP/(TP+FP)$
FDR	$FP/(TP+FP)=1-PPV$
NPV	$TN/(TN+FN)$
FOR	$FN/(TN+FN)=1-NPV$
F 0,5	$1,25 \times PREC \times REC / (0,25 \times PREC + REC)$
F1	$2 \times PREC \times REC / (PREC + REC)$
F2	$5 \times PREC \times REC / (4 \times PREC + REC)$
MCC	$(TP \times TN - FP \times FN) / ((TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN))^{1/2}$
LIFT	$PREC / (TP+FN) / (TP+TN+FN+FP)$

Джерело: [65]

Відповідно до даних табл. 3.7:

- ACC – accuracy/точність;
- ERR – error rate/коефіцієнт помилок;
- PPCR – predicted positive condition rate/ прогнозований показник позитивного стану;
- TNR – true negative rate/показник правильно класифікованих «хороших» спостережень;
- REC – recall/відкликання;
- SN- sensitivity/чутливість;
- TPR – true positive rate/показник правильно класифікованих «поганих» спостережень;

- bACC – balanced accuracy/збалансована точність;
- SP – specificity/специфічність;
- FPR – false positive rate/показник не правильно класифікованих «поганих» спостережень;
- FNR – false negative rate/показник не правильно класифікованих «хороших» спостережень;
- LRP – likelihood ratio positive/коефіцієнт вірогідності «поганих» спостережень;
- LRN – likelihood ratio negative/коефіцієнт вірогідності «хороших» спостережень;
- PREC – precision/точність;
- PPV – positive predictive value/позитивне прогностичне значення;
- FDR – false discovery rate/коефіцієнт помилкового виявлення;
- NPV – negative predictive value/негативне прогностичне значення;
- FOR – false omission rate/коефіцієнт помилкових упущень;
- F – F-score/F-бал;
- MCC – Matthews correlation coefficient/Коефіцієнт кореляції Метьюса;
- LIFT – concentration increase/збільшення концентрації;
- TP – true positives/правильно класифіковані позитивні приклади (True Positives);
- TN – true negatives/правильно класифіковані негативні приклади (True Negatives);
- FN – false negatives/позитивні приклади, класифіковані як негативні (False Negatives). Такі неточності в класифікації називаються помилкою I роду, коли подія, яка нас цікавить, помилково не виявляється;
- FP – false positives/негативні приклади, класифіковані як позитивні (False Positives). Такі приклади складають помилку II роду, коли за відсутності події помилково виносяться рішення про її наявність.

Якщо змінні в матриці спряженості обчислити для різних порогів, то можна побудувати метрики якості, не залежні від порогу, такі як Gini, AUC-ROC та ін. (таблиця 3.8).

Таблиця 3.8

Формули для найбільш уживаних показників якості, не залежних від порогу

Метрика	Графік кривої	Методика обрахунку
AUC-ROC	Рос-крива	Площа під ROC-кривою
Gini	Рос-крива	$GINI = 2 \times AUCROC - 1$
AUC-CROC	CROC-крива	Площа під CROC-кривою
AUC-PR, AP	PR-крива	Площа під PR-кривою
AUC LIFT	LIFT-крива	Площа під LIFT-кривою
NAP	PR-крива	$NAP = AP/(1-d)-d/(1-d)$
KS	Функція розподілу	$KS = \max F(a_i)-F(b_i) $
S-test	Щільності розподілу	$s = \sum a_i - b_i /2$
Chi	Щільності розподілу	$Chi = \sum ((a_i - b_i)^{0,5}) / (a_i + b_i)$
T-test	Щільності розподілу	$T = (E(a_i) - E(b_i)) / ((var(a_i)/N) + (var(b_i)/N)^{0,5})$
MAD-test	Щільності розподілу	$MAD = \sum a_i - b_i /K, 1 \leq I \leq K$
AD-test	Щільності розподілу	$AD = (\sum (N \times Z(Na + Nb - Na \times i))^{0,5}) / (I \times Z(Na + Nb - i)) / (Na \times Nb), 1 \leq I \leq Na + Nb$
KLD	Щільності розподілу	$KLD(a_i b_i) = \sum a_i \times \log(a_i/b_i)$
JSD	Щільності розподілу	$JSD(a_i b_i) = (KLD(a_i (a_i + b_i)/2) + KLD(b_i (a_i + b_i)/2)) / 2$

Джерело: [65]

Згідно з даними таблиці 3.8:

- AUC-ROC – area under curve ROC/площа під ROC-кривою;
- GINI – Gini Index/Індекс Джині;
- AUC-CROC – area under curve concentrated ROC/площа під концентрованою ROC - кривою;
- AUC-PR – area under curve PR/площа під кривою PR;
- AP – average precision/середня точність;
- AUC – LIFT – area under curve LIFT/площа під LIFT-кривою;
- NAP – normalized average precision/нормалізована середня точність;
- KS – Kolmogorov-Smirnov test/тест Колмогорова-Смірнова;
- Chi – Pearson’s chi-squared test/Хі-квадрат тест Пірсона;

- T-test – Welch’s t-test, unequal variances t-test/ Т-тест Вельча, t-тест нерівних відхилень;
- MAD – mean absolute deviation/середнє абсолютне відхилення;
- AD-test – Anderson-Darling test/тест Андрерсона-Дарлінга;
- KLD – Kullback-Leibler divergence/Розбіжність Кулбека-Леблера;
- JSD – Jensen-Shannon divergence/Розбіжність Дженсена-Шеннона.

Такі показники, як точність та коефіцієнт помилок, є простими інтерпретирующими метриками, однак вони не підходять для оцінок класифікаторів, навчених на неврівноважених вибірках. Наприклад, якщо нам потрібно побудувати модель для виявлення шахрайських кредитних заявок, доля яких складає 1% від усіх заявок, тоді простий класифікатор, що відносить всі кредитних заявки у клас «надійні», буде мати точність = 99% і коефіцієнт помилок = 1%, що є хорошими показниками якості. Крім того, такий класифікатор буде марний для бізнесу, оскільки він не виявить жодної шахрайської заявки.

Така проблема виникає при використанні метриків AUC-ROC і Gini. Доказ цього факту приводять у своєму дослідженні норвезькі вчені Такая Сайто та Марк Ремсмайєр.

Іншим недоліком AUC-ROC, Gini, AUC-PR та NAP є те, що ці метрики є інтегральними, тобто втрачають частину інформації. У результаті це може привести до того, що моделі з однаковими значеннями AUC-ROC або AUC-PR працюватимуть по-різному (рис.3.1, 3.2).

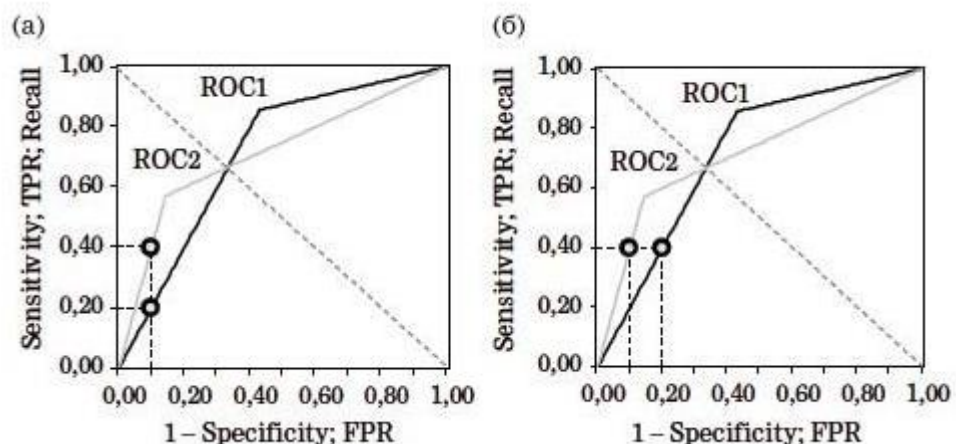


Рис.3.1 Однакові значення AUC-ROC можуть давати різний результат при виборі порогу: $FPR_1 = FPR_2$, $TPR = 0.5(TPR_2)$ (а); $FPR_1 = 2(FPR_2)$, $TPR_1 = TPR_2$ (б)

Джерело: [65]

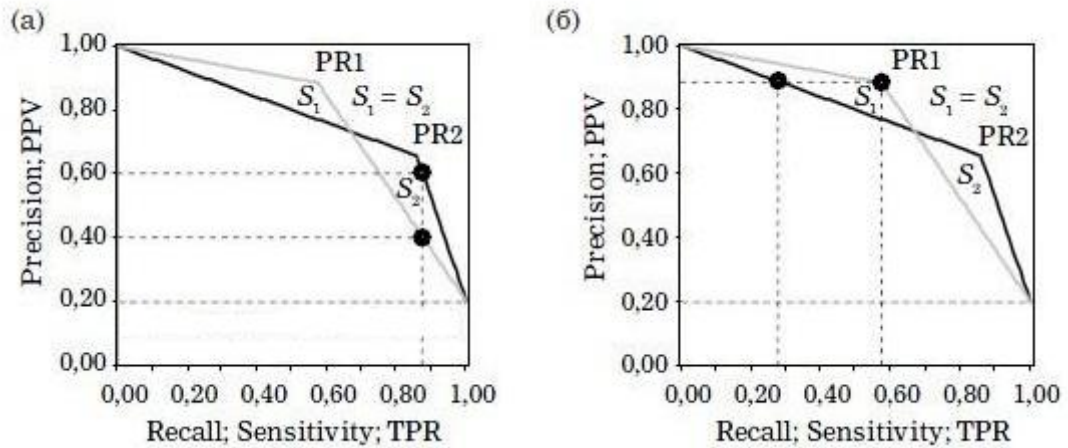


Рис.3.2 Однакові значення AUC-PR можуть давати різний результат при виборі порогу: $TPR_1 = TPR_2$, $Precision_1 = 2/3(Precision_2)$ (а); $TPR = 2(TPR_2)$, $Precision_1 = Precision_2$ (б)

Джерело: [65]

Вищезазначені проблеми стандартних метриків підводять нас до висновку, що для оцінки якості моделей необхідно використовувати бізнес-метрики, що відображують рівень досягнення конкретної (оцифрованої) бізнес-цілі. Наприклад, у завданнях скорингу основної бізнес-цілі є максимізація прибутку від усього, що є потоком кредитних заявок, тобто максимізація прибутку кредитного портфелю [65].

Національний банк України дає таку характеристику поняттю «кредитний портфель»: «Кредитний портфель (credit portfolio) це – сукупність усіх банківських позик, що структуровані за певними параметрами відповідно до завдань визначеної банком кредитної політики. Обсяг кредитного потфелю оцінюється за балансовою вартістю всіх кредитів банку, в т.ч. прострочених, пролонгованих і сумнівних. У структурі балансу банку кредитний портфель розглядається як єдине ціле та складова частина активів банку, яка має свій рівень дохідності та відповідний рівень ризику. На конкурентноспроможність кредитного портфеля банку впливають такі чинники:

ризиковість, ліквідність, дохідність, швидкість відновлення та ступінь оновлення кредитного портфеля» [66].

Зазвичай обсяг і структуру кредитного портфеля банку обчислюють за такими показниками: розмір банку (капіталу); правила регулювання банківської діяльності; офіційна кредитна політика банку; досвід і кваліфікація менеджерів; рівень дохідності різних напрямів розміщення коштів.

Зокрема, Національний банк України визначає такі складові структури кредитного портфеля банку: «Структура кредитного портфеля банку залежить від суб'єктів кредитування (юридичні та фізичні особи); стану обслуговування боргу (високий, добрий, задовільний, слабкий, незадовільний); класу боржника (клас боржника – юридичної особи (від 1 до 9) визначається в залежності від отриманого значення інтегрального показника фінансового стану боржника з урахуванням величини підприємства); категорії якості кредиту (від I до V, з урахуванням стану обслуговування боргу та класу боржника – юридичної особи); показника ризику кредиту, який залежить від фактичних значень інтегрального показника фінансового стану боржника-юридичної особи, коефіцієнта покриття боргу, якості менеджменту боржника – юридичної особи, ринків збуту продукції, наявності бізнес-планів, рейтингів боржника – юридичної особи та інших подій та обставин, що можуть вплинути на своєчасність та повноту погашення боргу; видів економічної діяльності; валюти кредитування; строків кредитування тощо» [66].

Прибуток кредитного портфеля можна розрахувати за формулою:

$$P = m \times G - (1 - RR) \times B, \quad (3.1)$$

де P (Profit) – прибуток кредитного портфеля;

G (Good) – портфель «хороших» кредитів;

B (Bad) – портфель «поганих» кредитів;

m (margin) – маржа по «хорошим» кредитам з врахування ОПЕХ-видатків;

RR (recovery rate) – коефіцієнт відновлення «поганих» кредитів (частка протермінованих кредитів яку стягнули з боржників)

Згідно з матрицею спряженості (див. табл. 3.6) формулу 3.1 можна переписати таким чином:

$$P = m \times TN \times s - (1 - RR) \times FN \times s, \quad (3.2)$$

де TN – правильно класифіковані негативні приклади (True Negatives) – «хороші кредити»;

FN – позитивні приклади, класифіковані як негативні (False Negatives) – «погані кредити».

Аналогічну метрику можна використовувати для моделей визначення заявочного шахрайства.

Для моделей виявлення внутрішнього шахрайства краще використовувати іншу бізнес-метрику-потенційний збиток. Ця метрика дозволяє налаштувати правила на раннє виявлення шахрайства, а не на констатацію вже існуючого збитку.

У завданнях CRM для оцінки моделей відгуку клієнтів необхідно максимізувати прибуток від виданих кредитів, за виключенням витрат на дзвінки або SMS:

$$P = m \times TP \times s - c \times (TP + FP), \quad (3.3)$$

де TP - правильно класифіковані позитивні приклади (True Positives) – клієнти, що відгукнулися;

FP - негативні приклади, класифіковані як позитивні (False Positives) – клієнти, що не відгукнулися;

m – маржа на виданий кредит;

s - середній чек по виданим кредитам;

c - витрати на дзвінки (або SMS) в перерахунку на одну заявку (включаючи невидані кредити) [65].

Отже, за допомогою формули 3.2 розрахуємо прибуток портфелю, що розрахований на результатах логістичної моделі класифікації.

Насамперед, для визначення економічного ефекту розрахуємо матрицю спряженості для логістичної моделі (табл. 3.9) та таблицю розподілу ймовірності дефолту фізичних осіб-позичальників, що потрапили у тестову вибірку (табл. 3.10).

Таблиця 3.9

Матриця спряженості логістичної моделі

Модель/вибірка	Позитивний приклад $z(i)=1$	Негативний приклад $z(i)=0$
Позитивний розрахунок $r(i)=1$	TP/188	FP/22
Негативний розрахунок $r(i)=0$	FN/47	TN/43

Джерело: розроблено автором

Згідно з таблицею 3.9 кількість осіб, які були правильно класифіковані як надійні позичальники дорівнює 188. Ці особи отримують кредит за нашими розрахунками і банк отримує від них прибуток. В свою чергу кількість осіб, які насправді є надійними, але ми класифікували їх як не надійних дорівнює 47. Ці позичальники кредит не отримують, проте насправді вони є надійними, тому на них банк втрачає відповідний прибуток; 43 особи є правильно класифікованими не надійними позичальниками, на них банк нічого не заробить, але нічого і не втратить.

Таблиця 3.10

Результати ідентифікації надійності клієнтів згідно з логістичною моделлю

№	Нижня межа діапазону	Верхня межа діапазону	Кількість дефотних у групі (1)	Частка дефотних у групі (1)	Кількість надійних у групі (0)	Частка надійних у групі (0)
1	0,9	1	0	0	0	0
2	0,8	0,9	5	0,06	0	0
3	0,7	0,8	12	0,13	6	0,03
4	0,6	0,7	13	0,14	7	0,03
5	0,5	0,6	14	0,16	11	0,05
6	0,4	0,5	14	0,16	19	0,09
7	0,3	0,4	8	0,09	23	0,11
8	0,2	0,3	13	0,14	32	0,15
9	0,1	0,2	8	0,09	53	0,25
10	0	0,1	3	0,03	59	0,28

Джерело: розроблено автором

Згідно з вищезазначеною таблицею, легко бачити, що 16 % дефотних фізичних осіб-позичальників потрапляють у діапазон 0,5-0,6, 14% дефотних позичальників потрапляють у діапазон 0,6-0,7, 13% дефотних позичальників потрапляють у діапазон 0,7-0,8, решта розподілені у інших діапазонах. У свою чергу 28% надійних позичальників потрапляються у діапазон 0-0,1, 25% надійних позичальників потрапляються у діапазон 0,1-0,2 та 15% надійних позичальників потрапляються у діапазон 0,2-0,3, решта розподілена серед інших діапазонів. (Додаток М)

Ця тенденція безперечно свідчить про те, що найбільша питома вага надійних фізичних осіб-позичальників знаходиться у групі з найменшим ризиком та велика частка дефолтних позичальників знаходиться у групах з підвищеним ризиком протермінування виплат заборгованості.

Варто зазначити, що модель краще ідентифікує надійних фізичних осіб-позичальників аніж дефолтних. Також, отримані результати підтверджують ефективність, точність, інформаційну цінність моделі та статистичну значущість її параметрів.

Отже, розрахуємо прибуток портфелю при впровадженні логістичної моделі у структуру банківської установи. Згідно з формулою 3.2 припустимо, що *recovery rate* (RR) для досліджуваної вибірки дорівнює 0, оскільки ми не знаємо реальний стан цього показника, який притаманний для тренувальної та тестової вибірки. Також припустимо, що маржа (*m*) на виданий кредит в середньому буде дорівнювати 30%, саме стільки відсотків від суми вкладу буде в середньому заробляти банк від видачі кредиту фізичній особі-позичальнику. Середній чек по виданим кредитам (*s*) дорівнює 3271 умовна одиниця.

$$Pm = 0,3 \times 188 \times 3271 - 47 \times 3271 = 184\,484,4 - 153\,737 = 30\,747,4$$
 умовні одиниці становить прибуток портфелю після впровадження логістичної моделі у банківську систему.

Наступним етапом є побудова матриці спряженості для економічної ситуації, яка існує до впровадження моделі (табл. 3.10).

Таблиця 3.10

Матриця спряженості логістичної моделі

Модель/вибірка	Позитивний приклад $z(i)=1$	Негативний приклад $z(i)=0$
Позитивний розрахунок $r(i)=1$	TP/210	FP/0
Негативний розрахунок $r(i)=0$	FN/90	TN/0

Джерело: розроблено автором

Згідно з даними табл. 3.10 загальна кількість позичальників, яким був виданий кредит дорівнює 300 осіб. З них 210 позичальників є надійними, тобто банк заробляє з них відповідну суму, а 90 є не надійними, тобто банк втратить певну кількість прибутку якщо видасть кредит цим позичальникам.

Тому, прибуток портфеля в цьому випадку буде становити:

$P_s = 0,3 \times 210 \times 3271 - 90 \times 3271 = 206\,073 - 294\,390 = -88\,317$ умовних одиниць. Тобто, банк втратить 88 317 умовних одиниць коштів якщо буде видавати кредити усім бажаючим фізичним особам без використання розробленої логістичної скорингової моделі.

Тоді, економічний ефект від впровадження логістичної моделі у банківську систему буде становити:

$$\Delta P = P_m - P_s = 30747,4 - (-88\,317) = 119\,064,4 \text{ умовних одиниць,}$$

Де ΔP – економічний ефект від впровадження логістичної моделі у банківську систему;

P_m – прибуток кредитного портфеля банку з використанням логістичної скорингової моделі;

P_s – прибуток кредитного портфеля банку без використання логістичної скорингової моделі (стандартна ситуація).

Отже, після впровадження логістичної моделі, за вищенаведеної ситуації банк додатково отримає 119 064,4 умовні одиниці прибутку. Зважаючи на це варто зазначити, що за таких умов, на тестовій вибірці проаналізованих даних, з використанням логістичної методу класифікації впровадження економіко-

математичної логістичної скорингової моделі у систему банку є економічно ефективним рішенням.

3.3 Способи удосконалення методів математичного моделювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ

Для того, щоб дослідити напрями та способи удосконалення методів математичного моделювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ потрібно охарактеризувати основні переваги та недоліки розробленої скоринг-моделі.

Кредитний скоринг має свої плюси і мінуси для зацікавлених сторін – банківських установ і позичальників. Розглянемо основні переваги скорингової системи:

Економія часу і фінансових витрат на розгляд анкет. Щодня кредитні організації обробляють тисячі заявок на позику. Вручну перевіряти кожен документ, звірятися з базою і персоніфікувати клієнта - нереально. Скорингова система автоматично може зіставити анкетні дані, вивести бал платоспроможності та надійності клієнта.

Швидко приймається рішення по кредитній заявці. Якщо до впровадження системи банківські організації брали тривалий термін для розгляду анкети, то з допомогою скорингової системи рішення видається протягом 5-10 хвилин після обробки даних.

Не існує упередженості співробітників по відношенню до позичальника при розгляді заявки. Програма не «піддається» суб'єктивній думці працівника фінансової організації і об'єктивно оцінює відповіді анкети на основі персональної та фінансової інформації про позичальника банківської установи.

Виявлення соціального статусу, рівня доходу і платоспроможності клієнта. Дані анкети при будь-якому рішенні банку залишаються в базі і використовуються

згодом для формування кредитного портфеля та для оцінки схожих по поведінці позичальників.

На основі оброблених анкет існуюча скорингова система ітеративно удосконалює свою роботу шляхом переобчислення скорингових моделей на основі актуальних даних про клієнтів за для підвищення точності оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ в майбутньому.

Система скорингу має і відповідні недоліки:

Програма оцінює не лише інформацію про фінансові активи клієнта, а й його відповіді на питання. Відповідно, підготовленому позичальникові не складе труднощів «правильно» пройти анкетування і отримати позитивне рішення. Єдина перешкода для такого роду шахрайства - це наявність актуальної бази кредитних історій в регіоні, місті, районі.

Скоринг поки не враховує при виведенні бала поведінку позичальників, які раніше не кредитувалися або отримували відмови. Наприклад, тимчасової мораторій вводится в одному банку, тоді як в іншому він уже не діє. Якщо у людини немає кредитної історії, то жоден банк не зможе з упевненістю визначити її майбутню поведінку, спираючись тільки на результати скорингу.

Складна система постійно вимагає оновлень і доопрацювань. Модернізація потрібна, щоб забезпечувати програмне забезпечення максимально точною і актуальною інформацією про клієнтів. Крім того, програма потребує високого рівня захисту від злону і мережевих атак.

Застосування скорингових моделей у багатьох випадках супроводжується необґрунтованим відсіканням «надійних» позичальників. Зазвичай процедура скорингу, не є ефективною в особливих випадках кредитування, а також у випадках надання кредитів, сума яких близька до максимальної. Випадки такого типу не є поширеними, проте вимагають виключного підходу під час оцінки кредитоспроможності позичальників. Оцінювання позичальника в таких ситуаціях має більшою мірою спиратися на експертні оцінки фахівців [67].

Сучасні скорингові системи вартують величезних коштів і в багатьох випадках впровадження програмного забезпечення такого роду може вартувати більше ніж втрата банками коштів у випадку протермінування виплат кредитної заборгованості.

Також, для ефективного використання скорингових систем на практиці саме українськими банками, банківській системі та державі необхідно також вирішити кілька спільних проблем:

Відсутність спеціального законодавства, яке б регламентувало відносини в сфері споживчого кредитування;

Відсутність простого механізму повернення грошей кредитором у випадку неплатоспроможності позичальника. Часто вартість помилок при кредитуванні занадто висока: втрата основної суми боргу, нарахованих відсотків, судові витрати, адміністративні витрати, втрачений час і т. д.;

Проблеми класифікації. Помилкова класифікація позичальника зумовлює ризик забезпечення погашення зобов'язання позичальником у примусовому порядку;

Проблема застави. Механізм реалізації застави — незручний, законодавчо не однозначний та витратний. Відсутність реєстрації застави будь-якого рухомого майна дозволяє недобросовісним позичальникам продати або повторно закласти майно;

Використання зарплатних схем підприємств. Роботодавці часто віддають перевагу «сірим» схемам виплати винагороди своїм працівникам. Як результат — позичальник не може довести свою платоспроможність, а банк втрачає клієнта;

Проблема оцінки реальних можливостей поручителів. Українські банки часто вирішують свою проблему зниження кредитних ризиків позичальника шляхом часткового їх перекладання на поручителів;

Відсутність повної кредитної історії дає можливість позичальникам отримати кілька кредитів у різних банках без перевірки оплати ними попередніх кредитів [68].

Необхідно зазначити, що будь-яка, навіть найдосконаліша система скорингу, вимагає оптимізації та коригування для роботи у конкретному середовищі. Скорингові системи необхідно розробляти на найсвіжіших даних, періодично перевіряти якість їх роботи, мати можливість швидко і дешево переналаштовувати

систему при зміні кредитної політики. Банк повинен мати можливість «тримати руку на пульсі» власного скорингу.

Одним із способів вдосконалення системи скорингу є постійне оновлення системи даних по кожному позичальнику. Внутрішній графік оновлення даних в деяких банківських установах становить близько одного місяця. Після аналізу оновлень проводиться зміна переліку даних конкретного позичальника. Таким чином, банки поступово переходять від стандартної моделі скорингу до адаптованої. Кожним банком в процесі роботи вводиться своя власна система контрольних правил і коригувальних коефіцієнтів, які працюють одночасно з типовою системою скорингу.

Також проблемою є відсутність у багатьох скорингових системах диференціації потенційних позичальників. Крім того, наявні методики переважно містять загальний підхід до різних груп позичальників, тобто всі підлягають однаковим процедурам оцінки кредитоспроможності, що, на нашу думку, знижує їх ефективність. У зв'язку із викладеним ми вважаємо, що більшої ефективності під час оцінки кредитоспроможності позичальника фізичної особи можна досягти, диференціюючи методи оцінки, виходячи із базового потенційного ризику позичальника. Цей підхід змодельовано і схематично представлено на рисунку 3.2.

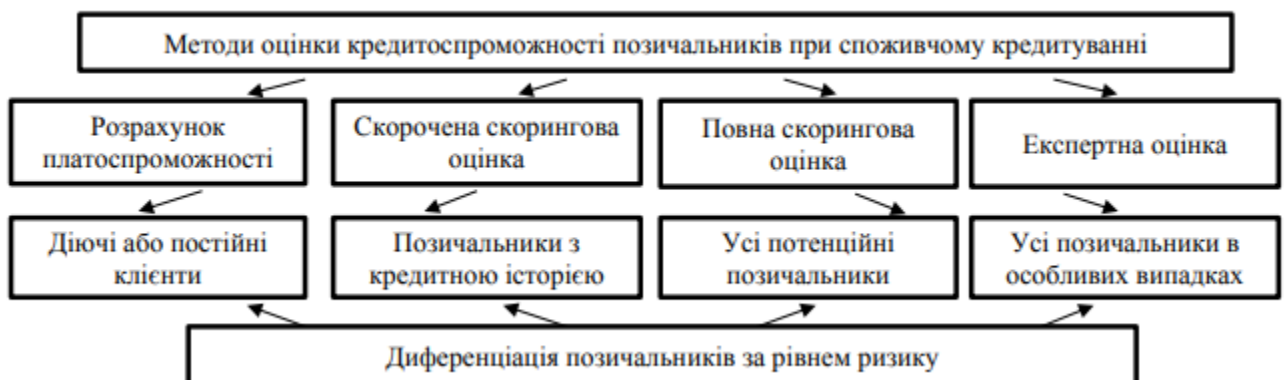


Рис.3.2 Модель оцінки кредитоспроможності позичальників у банку при споживчому кредитуванні з урахуванням індивідуального ризику

Джерело: [69]

Диференціація потенційних позичальників забезпечує максимальну точність скорингових систем. Під кожен програму визначається цільова аудиторія і розробляється власний скоринг з відповідною процедурою перевірки.

Основна мета розглянутої моделі ґрунтується на використанні диференційованого підходу до позичальників під час їх оцінки, завдяки якому пропонується їх розподіляти на такі групи:

- 1) діючі та постійні клієнти банку;
- 2) потенційні клієнти банку (найширша група);
- 3) потенційні клієнти, що мають довгу кредитну історію.

При цьому для кожної групи клієнтів використовуються відмінні методи оцінки кредитоспроможності [69].

Ще одна проблема - це складність у визначенні, які характеристики слід включати в модель і які вагові коефіцієнти повинні їм відповідати. Одним з підходів при вирішенні проблеми є використання програмних продуктів, що мають можливість працювати з декількома скоринговими моделями, що роблять між ними автоматичне перемикання в залежності від розпізнаного клієнтського сегмента. У них ведуться так звані «скорингові схеми» - системи, що включають в себе десятки скорингових карт, математичних підходів і конструктори переходів, трансформації даних, додаткових перевірок первинних даних.

Удосконалює скоринг і формування банком власної бази даних клієнтів і подальше злиття з базами даних інших банків. Таким чином, формується єдина банківська інформаційна структура, основою якої є індивідуальна кредитна історія кожного позичальника. В ідеалі, скоринг повинен лише доповнювати відомості, отримані з банку кредитних історій [70].

З точки зору машинного навчання удосконалити скорингову систему може застосування більших обчислювальних потужностей, суперкомп'ютерів та побудованих з їх допомогою скорингових моделей на основі найсучасніших алгоритмів високої продуктивності: адаптивні нейронні моделі, генетичні та мурашині алгоритми, методи градієнтного бустингу.

Нейронні мережі зазвичай використовуються під час оцінки кредитоспроможності юридичних осіб, оскільки в цьому випадку проводиться аналіз досить малих вибірок, ніж при споживчому кредитуванні. Але найкращою сферою їх використання стала ідентифікація шахрайства з кредитними картками завдяки їх можливості виявляти нетипові, особливі ситуації. Ці моделі широко використовуються при обчисленні кредитоспроможності клієнтів-позичальників банківських установ в особливих випадках.

Генетичний алгоритм оснований за аналогією з біологічним процесом природного відбору. Під час оцінки кредитного ризику він застосовується таким чином: існує набір класифікаційних моделей, які зазнають «мутації», «схрещуються», і в результаті відбирається «найсильніший», тобто модель, що дає найбільш точну класифікацію. Використання обчислювальних машин з високою продуктивністю найбільшим чином підвищують точність генетичних алгоритмів на практиці [70].

У свою чергу метод градієнтного бустингу - це техніка машинного навчання для задач класифікації і регресії, яка будує потужну прогнозу модель в формі ансамблю слабких прогнозних моделей. Зокрема методом градієнтного бустингу можна суттєво покращити існуючі скоринг-моделі, що базуються на деревах рішень.

В такому випадку слабкі прогнозні моделі в методі градієнтного бустингу - це дерева рішень з одним відгалуженням. Адаптивне посилення працює шляхом зважування спостережень, надаючи більшої ваги складно класифікованим екземплярам і меншій - тим, які вже добре класифіковані. Послідовно додаються нові слабкі алгоритми, які зосереджують своє навчання на більш складних шаблонах.

Це означає, що записи, які важко класифікувати, отримують все більшу вагу, поки алгоритм не звиявить модель, яка правильно класифікує ці спостереження. Прогнози робляться більшістю голосів прогнозів слабких алгоритмів, зважених з урахуванням їх індивідуальної точності. Найуспішнішою формою алгоритму градієнтного бустингу для задач бінарної класифікації позичальників банківських установ є AdaBoost.M1. Цей клас алгоритмів був описаний як поетапна адаптивна модель. Це пов'язано з тим, що за раз додається один новий слабкий алгоритм, а

існуючі слабкі алгоритми в моделі заморожуються і залишаються без змін [71].

За для того, щоб надати розробленому алгоритму практичний аспект на основі моделі та бази рішень в подальшому можна розробити систему підтримки прийняття рішень, що дозволяє банківській установі ефективно керувати своїм кредитним портфелем, оскільки застосунок не потребує володіння знаннями у економіко-математичному моделюванні і передбачає простий алгоритм, з точки зору користувача, для визначення кредитоспроможності позичальників. Також цей підхід є досить гнучким та адаптивним, оскільки до застосунку можна легко додати нову вибірку даних за актуальних період часу та сучасні економіко-математичні моделі, що дозволить швидко реагувати на стохастичне зовнішнє на ринку кредитних послуг [72].

Отже, оцінка кредитоспроможності фізичної особи-позичальника банківських установ є важливою складовою оцінки кредитних ризиків при споживчому кредитуванні у банківській установі. Тому її вдосконалення є одним з базових завдань банків під час організації кредитного процесу. Зокрема, Українській банківській системі притаманна неточна та недосконала оцінка кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників при укладанні кредитних договорів, а отже практичне її застосування є слабким місцем кредитного ризик-менеджменту. Виявлені у процесу дослідження недоліки сучасної практики оцінки кредитоспроможності фізичних осіб у сфері кредитних послуг знижують точність та ефективність оцінки клієнтів-позичальників і збільшують строки її проведення, що безумовно негативно впливає на якість кредитних послуг банківських установ загалом.

Застосування розроблених пропозицій щодо удосконалення існуючих методів економіко-математичного моделювання фізичних осіб-позичальників у практиці банків може значно оптимізувати процес оцінки кредитоспроможності позичальників при споживчому кредитуванні. Необхідно удосконалювати скорингові системи в банківських установах. Це дозволить сформувати портфель банку з меншим рівнем ризику, здешевити кредит і перейти на новий рівень управління банківськими кредитними ризиками в цілому.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3

За результатами практичного аналізу розроблених економіко-математичних моделей оцінки кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ було здійснено:

1. Розробку скорингової карти на основі логістичної моделі визначення кредитоспроможності. Згідно з якою було охарактеризовано типові показники надійних та ризикових позичальників. Отже існує 36 клієнтів, які можуть отримати велику суму позики на вигідних умовах серед усіх фізичних осіб у тесовій вибірці, 38 фізичних осіб-позичальників отримають кредит на стандартних умовах. Зазвичай сума уточнюється на співбесіді з співробітниками банку. 44 позичальники, яким можуть видати позику, але на досить жорстких умовах. В такому випадку банківська установа ставить обмеження по термінах та сумі кредиту. 50 фізичних осіб, що все ще можуть отримати позику, але розмір її є невеликим і під високий відсоток. 132 фізичні особи-позичальники будуть вважатися ненадійними клієнтами. Таким суб'єктам банківська установа не буде видавати кредит.

2. В роботі здійснено аналіз поточних метрик верифікації скорингових моделей та виявлено перелік їх недоліків, що дало змогу уникнути проблеми незбалансованих вибірок та обрати найбільш точну модель згідно з запропонованим алгоритмом верифікації.

3. Розрахунок прибутку портфеля банківської установи за стандартної ситуації та після впровадження розробленої логістичної моделі. На основі прибутку портфеля було визначено економічний ефект від впровадження логістичної моделі у банківську систему, що становить: $\Delta P = P_m - P_s = 30747.4 - (-88\ 317) = 119\ 064.4$ умовних одиниць; отже, після впровадження логістичної моделі, за вищенаведеної ситуації банк додатково отримає 119 064,4 умовні одиниці прибутку. Зважаючи на це варто зазначити, що за таких умов, на тестовій вибірці проаналізованих даних, з використанням логістичної методу класифікації впровадження економіко-математичної логістичної скорингової моделі у систему банку є економічно ефективним рішенням.

4. Характеристику основних переваг та недоліків розробленої скоринг-моделі для того, щоб дослідити напрями та способи удосконалення методів математичного моделювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ, найбільш важливим серед яких є: постійне оновлення системи даних по кожному позичальнику; диференціація потенційних позичальників; використання програмних продуктів, що мають можливість працювати з декількома скоринговими моделями; формування банком власної бази даних клієнтів і подальше злиття з базами даних інших банків; застосування більших обчислювальних потужностей, суперком'ютерів; розробка скорингових моделей на основі найсучасніших алгоритмів високої продуктивності: адаптивні нейронні моделі, генетичні та мурашині алгоритми, методи градієнтного бустингу.

ВИСНОВКИ

На основі дослідження кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ зроблено низку висновків науково-теоретичного та прикладного характеру.

Так, в роботі зазначено, що споживчий кредит є важливим чинником підвищення життєвого рівня населення. Він покращує ефективність праці, адже, отримуючи заробітну плату, недостатню для купівлі за готівку низки товарів, в тому числі товарів тривалого користування, населення може купувати ці споживчі товари в кредит або брати кредит з метою купівлі цих товарів споживчого характеру. Опісля, кошти за ці товари повинні бути сплачені, тому кожен позичальник намагається утриматися на своєму робочому місці якомога довше, щоб мати змогу оплатити придбаний в кредит товар або сплатити позику, отриману для його купівлі.

Тільки так він може бути впевненим у своїх силах сплатити кредит і зарекомендувати себе перед кредиторами добросовісною і чесною особою для подальших стосунків. На сучасному етапі кожен комерційний банк самостійно визначає оптимальні для себе умови здійснення кредитних операцій відповідно із особливостями власної діяльності і категорії позичальників. Головними критеріями при встановленні належних умов кредитування є забезпечення найбільш ефективного і раціонального використання позик та гарантії їх повернення.

В роботі зазначено, що з розвитком кредитних відносин виникла необхідність в розробці виключно нового підходу банків до трактування поняття кредитоспроможності та її ефективної та точної оцінки. Водночас наголошено на тому, що банківські заклади застосовують значну кількість комплексних методів та способів оцінки кредитоспроможності за допомогою шкали коефіцієнтів, які обчислюються на основі анкетних даних та кредитної історії клієнтів. Проте проблема визначення кредитоспроможності, зазвичай, виникає у зв'язку з існуванням таких передумов та чинників, які виміряти і оцінити у кількісному еквіваленті практично не можливо. У першу чергу, це стосується характеру, принципів, моральних якостей та репутації позичальника. На сьогоднішній день універсального

алгоритму та методики оцінки кредитоспроможності клієнтів-позичальників ще існує.

В ході оцінюванні кредитоспроможності позичальників банківські установи широко застосовують систему кредитного скорингу. Використання такої системи передбачається, як правило, для оцінювання кредитоспроможності позичальників-фізичних осіб. Однак, не виключено її використання банківськими установами і при аналізі підприємств-позичальників, що в свою чергу зумовлено наявністю більшого обсягу інформації про них.

Для підвищення якості результуючих моделей автором здійснено аналіз даних та відбір факторів впливу на кредитоспроможність позичальників банківських установ розроблений на основі сучасних методів машинного навчання.

Для цього автор скористався підходом, що ґрунтується на розрахунку показника вагомості ознаки *WOE* (*Weight Of Evidence*), який для кожної підгрупи (категорії) позичальників банківських установ визначає узагальнену кількісну оцінку ризику невиконання кредитних зобов'язань. Така оцінка базується на обчисленні часток просрочень та виплат кредитних зобов'язань за кожною підгрупою показника відносно загальної кількості невиконання кредитних зобов'язань та вчасних виплат кредиту, відповідно, з подальшим розрахунком *WOE*.

Для оцінювання ефективності розбиття змінної на категорії та визначення загальної прогностичної сили категоризованого фактора (якісної чи кількісної характеристики, переведеної у категорії з розрахунком відповідного *WOE*) застосовано показник інформаційної значимості *IV* (*Information Value*).

Для поділу вибірки на тренувальну та тестову ми використали удосконалений стратифікований метод випадкової вибірки, тобто метод, який передбачає поділ сукупності на менші групи, відомі як страти. У нашому дослідженні ми використали характеристики “good “bad” як страти та розділили дані на 70%-30% як навчальні та тестові набори, оскільки згідно з минулим досвідом у розробці моделей машинного навчання цей поділ є найбільш оптимальним.

Для розглянутої проблематики використано методи для розробки скорингових моделей визначення кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ, як-от : метод логістичної моделі; метод класифікатора випадкового лісу; метод опорних векторів.

На основі досліджуваної вибірки з даними “German Credit Data” побудовано 3 скорингові моделі за допомогою вищеназваних методів машинного навчання. Для того, щоб підвищити ефективність, точність та адекватність економіко-математичних, що базуються на застосуванні методів машинного навчання використано частину всієї вибірки, а саме перелік змінних з найбільш значимими показниками IV. Під час тренування моделі проведено 10 ітерацій по 5 повторень. Для відбору найкращої всі етапи побудови моделей повторювали 10 разів.

Для визначення адекватності, точності та ефективності усі моделі проходили процедуру верифікації згідно з якою було розраховано показники ACC, AUC, KS та чутливість моделі до показника вихідної змінної на тестовому наборі даних.

Оскільки розроблена логістична модель є найбільш простим методом згідно математичної постановки, має просту інтерпретацію та практично не поступається у ефективності, точності та адекватності іншим методам, то вирішено обрати саме цей метод для оцінювання кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ на досліджуваному наборі даних.

Для інтерпретації отриманих результатів побудовано скорингову карту на основі розробленої моделі логістичної регресії, що описує рівень кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ. Для розробки скорингової карти скористалися статистичною бібліотекою мови програмування R, яка має назву “scorecard”.

Бали скорингової карти базуються на метриці WOE та показниках вхідної моделі, що використовується при побудові скорингової карти, в нашому варіанті логістичної моделі. Варто зазначити, що скорингові карти для решти моделей є досить схожими з наведеною, оскільки усі економіко-математичні моделі мають приблизно

однакові показники ефективності, точності та адекватності. Також усі моделі мають високу чутливість до показника вихідної змінної на тестовому наборі даних.

На основі розробленої скорингової карти ми розподілили тестову вибірку на класи, згідно з кредитоспроможністю фізичних осіб-позичальників банківських установ. Також, за допомогою формули 3.2 розраховано прибуток кредитного портфелю (економічний ефекти), що базується на результатах логістичної моделі класифікації.

Для визначення економічного ефекту розраховано матрицю спряженості для логістичної моделі та таблицю розподілу ймовірності непогашення кредитної заборгованості фізичних осіб-позичальників, що потрапили у тестову вибірку.

Згідно з даними таблиці 3.9 кількість осіб, які були правильно класифіковані як надійні позичальники дорівнює 188. Ці особи отримують кредит за нашими розрахунками і банк отримає від них прибуток. В свою чергу кількість осіб, які насправді є надійними, але ми класифікували їх як не надійних дорівнює 47. Ці позичальники кредит не отримують, проте насправді вони є надійними, тому на них банк втрачає відповідний прибуток; 43 особи є правильно класифікованими не надійними позичальниками, на них банк нічого не заробить, але нічого і не втратить.

Встановлено, що найбільша питома вага надійних фізичних осіб-позичальників знаходиться у групі з найменшим ризиком та велика частка дефолтних позичальників знаходиться у групах з підвищеним ризиком протермінування виплат заборгованості. Також, варто зазначити, що модель краще ідентифікує надійних фізичних осіб-позичальників аніж дефолтних. Тому, отримані результати підтверджують ефективність, точність, інформаційну цінність моделі та статистичну значущість її параметрів.

Отже, після впровадження логістичної моделі, за вищенаведеної ситуації банк додатково отримає 119 064,4 умовні одиниці прибутку. Зважаючи на це варто зазначити, що за таких умов, на тестовій вибірці проаналізованих даних, з використанням логістичної методу класифікації впровадження економіко-

математичної логістичної скорингової моделі у систему банку є економічно ефективним рішенням.

Також, в роботі були неведені основні переваги і недоліки від впровадження скорингових моделей у банківську систему та охарактеризовані ключові способи удосконалення економіко-математичних методів та моделей визначення кредитоспроможності позичальників банківських установ, серед яких можна визначити: постійне оновлення системи даних по кожному позичальнику; диференціація потенційних позичальників; використання програмних продуктів, що мають можливість працювати з декількома скоринговими моделями; формування банком власної бази даних клієнтів і подальше злиття з базами даних інших банків; застосування більших обчислювальних потужностей, суперком'ютерів; розробка скорингових моделей на основі найсучасніших алгоритмів високої продуктивності: адаптивні нейронні моделі, генетичні та мурашині алгоритми, методи градієнтного бустингу.

В ході виконання кваліфікаційної роботи були засвоєні навички з написання наукових робіт, зі збору теоретичної та статистичної інформації, основні положення, щодо використання методів машинного навчання під час аналізу, обробки та валідації даних. Також, були отримані практичні навички розробки, верифікації економіко-математичних методів та моделей для визначення кредитоспроможності фізичних осіб-позичальників банківських установ, що у свою чергу дозволило застосувати результуючі моделі для побудови скорингових карт та обчислення прибутку кредитного портфеля. З точки зору програмної частини, були охарактеризовані та використані ключові аспекти роботи з математико-статистичними бібліотеками мови програмування R та основи візуалізації даних на основі статистичних пакетів caret та ggplot2.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Катерина Шумило “В Украине растет спрос на кредиты” : Українські національні новини. URL: <https://www.unn.com.ua/ru/news/1938712-v-ukrayini-zrostaye-popit-na-kredit-naybilshe-ukrayintsi-berut-v-borg-na-nerukhomist-ta-spozhihchi-kredit> (дата звернення 09.09.2021).
2. Бюро кредитних історій.: <http://ubki.ua> (дата звернення 09.09.2021).
3. Куртвелієва Д.Д. Сучасний стан кредитування фізичних осіб в Україні та шляхи його вдосконалення. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?op=1&z=237> (дата звернення 10.09.2021).
4. Башлай С.В., Лобода Н.О. Теоретичні аспекти та особливості банківського кредитування фізичних осіб в Україні. URL: http://dspace.uabs.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/1067/1/Kredit_fiz_osib_ukr.pdf (дата звернення 11.09.2021).
5. Про захист прав споживачів: Закон України від 12.05.1991 р. № 1023-ХІІ. URL: <http://www.ligazakon.ua> (дата звернення 11.09.2021).
6. Загородній А. Г., Вознюк Г. Л., Смовженко Т. С. Фінансовий словник 4-те вид., випр. та доп. К. : Знання. КОО; Львів : Вид-во ЛБІ НБУ 2002. 566 с.
7. Мочерний С. В., Тришак Л.С. Банківська система України. Львів : Тріада плюс, 2004. 304 с.
8. Савчук В., Мазурок П., Панчук А. Проблеми оптимізації управління споживчим кредитуванням комерційних банків : Банківська справа. 2007. № 2. С. 50-55.
9. Блэк Дж. Экономика : толковый словарь : англо-русский словарь : М. : ИНФРА-М, Весь Мир, 2000. 480 с.
10. Антонов Н.Г., Пессель М.А. Денежное обращение, кредит и банки : М.: Финстатинформ, 1995. 272 с.
11. Яковенко Н.В. Актуальні аспекти теорії та практики кредитування населення в умовах ринкової економіки : Збірник наукових праць Національного університету державної податкової служби України : 2011. № 2. С. 313 -323.

12. Сусіденко В.Т. Організація і методи управління кредитною діяльністю комерційного банку : Вінниця: Логос, 1997. 238с.
13. Лаврушин О.И. Организация и планирование кредита : учебник : М.: Финансы и статистика, 1991. 193с.
14. Савлук М.І., Мороз А.М., Пуховкіна М.Ф. Гроші та кредит : Підручник : К.: КНЕУ, 2001. 602 с.
15. Добрик Д., Лосєва Т., Онуфрійчук І. Споживчий банківський кредит в Україні : ресурсне забезпечення та ефективність : Економічний аналіз : 2011. Випуск 8. С. 369-372.
16. Вовк В.Я., Хмеленко О.В. Кредитування і контроль: навч. посібник : К.: Знання. 2008. 464 с.
17. Панова Г.С. Банковское обслуживание частных лиц : М. : АО ДИС, 1994. 352 с.
18. Гриценко Л.Л., Боярко І.М., Лиштван В.Л. Комплексна експрес-методика оцінки кредитоспроможності підприємств з урахуванням приналежності до виду економічної діяльності : Актуальні проблеми економіки : 2010. № 7(109). С.206-214.
19. Рудченко І.В. Кредитоспроможність позичальників як критерій формування кредитних відносин : Держава та регіони : 2008. № 5. С.162-166.
20. Національний банк України : Кредитоспроможність. URL: https://old.bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=123417 (дата звернення 16.09.2021).
21. Загородній А.Г., Вознюк Г.Л., Смовженко Т.С. Фінансовий словник 4-те вид., випр. та доп : К: Т-во Знання, КОО; Л. : Вид-во Львів банк. ін-ту НБУ 566 с. С.244.
22. С.В. Мочерний Економічна енциклопедія : у трьох томах. Т.2 : К.: Видавничий центр «Академія». 2001. 848 с.
23. Примостка Л.О. Фінансовий менеджмент банку: навч. посіб. : К.: КНЕУ. 1999. 280 с.
24. Версаль Н.І. Дорошенко Т.В. Теорія кредиту : навч. посіб. : К.: Вид. дім

«Києво-Могилянська академія». 2007. 483 с.

25. Васюренко О.В. Банківські операції: навч. посіб. 5-те вид., перероб., і доп. : К.: Знання, 2006. 311 с.

26. Лагутін В.Д. Кредитування: теорія і практика : навч. посіб. : К.: Знання: КОО, 2000. 215 с.

27. Поездник А.И. Анализ и внутрибанковский контроль кредитоспособности заемщика : автореф. дис. канд. экон. наук : М.: 1999. 23 с.

28. Галасюк В.В. Оцінка кредитоспроможності позичальників: що оцінюємо? : Вісник Національного банку України. 2001. № 5. С.54-56.

29. Капран В.І., Кравченко М.С., Коваленко О.К., Омельченко С.І. Банківські операції: навчальний посібник : К.: Центр навчальної літератури. 2006. 208 с.

30. Дем'яненко М.Я. Оцінка кредитоспроможності агроформувань (теорія та практика) : монографія : К.: ННЦ ІАЕ. 2008. 302 с.

31. Литвинцева Г.С. Проблеми кредитування населення в умовах економічної нестабільності. URL:

<http://repository.hneu.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/336/1/Литвинцева%20Г.%20С.%20Проблеми%20кредитування%20населення%20в%20умовах%20економічної%20нестабільності.pdf> (дата звернення 20.09.2021).

32. Andrew W. Brown, Kathryn A. Kaiser, David B. Allison Issues with data and analyses: Errors, underlying themes, and potential solutions : PNAS. March 13, 2018 115 (11) 2563-2570. URL: <https://www.pnas.org/content/115/11/2563> (дата звернення 20.09.2021).

33. What is bad data and how will it affect your business? : Contributor : March 21, 2020. URL: <https://bdtechtalks.com/2020/03/21/what-is-bad-data/> (дата звернення 22.09.2021).

34. Доценко І.О. Сучасні тенденції розвитку банківського споживчого кредитування в Україні : Гроші, фінанси і кредит : Мукачівський державний університет. С.792-798. URL: https://economyandsociety.in.ua/journals/14_ukr/113.pdf (дата звернення 24.09.2021).

35. Паночишин Ю.М., Козачко О.М., Паночишина І.Є. Нечітка модель оцінки кредитоспроможності позичальників комерційних банків : Вісник Хмельницького національного університету : 2010. № 1. Т.2. С. 151-168
36. Новоселецький О.М., Якубець О.В., Оцінка кредитоспроможності фізичної особи-позичальника капіталу банку із застосуванням нечітко-множинного підходу : Наукові записки національного університету “Острозька академія” : Випуск 22. 2013. С.167-172 URL: <https://ecj.oa.edu.ua/articles/2013/n22/35.pdf> (дата звернення 24.09.2021) .
37. Стечишин Т.Б. Сучасні банківські методики визначення кредитоспроможності позичальника – фізичної особи : Наука молода : 2015. № 23. С. 82–93.
38. Цугунян А. М. Оцінка кредитоспроможності позичальника та шляхи її вдосконалення : Фінанси, банки, інвестиції : 2014. №1. С. 57-62. URL: www.fbi.crimea.edu/arhiv/2014/nv_1-2014/010tcugun.pdf (дата звернення 25.09.2021).
39. Бучко І.Є. Скоринг як метод зниження кредитного ризику банку : Вісник Університету банківської справи Національного банку України : 2013. № 2. С. 178–182.
40. П'ять переваг, які машинне навчання може дати вашому бізнесу : Management : 25 серпня 2021. URL: <http://www.management.com.ua/notes/machine-learning-for-business.html> (дата звернення 26.09.2021).
41. Дмитро Чумаченко Вступ до машинного навчання : Кушт : 2021. URL: <http://specials.kunsht.com.ua/machinelearning2> (дата звернення 26.09.2021).
42. Machine Learning - Машинне навчання : IT Enterprise. URL: <https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/machine-learning> (дата звернення 28.09.2021).
43. The R Project for Statistical Computing. URL: <https://www.r-project.org/> (дата звернення 28.09.2021).
44. Матвійчук А.В., Ю.В. Клебан Біннінг кількісних змінних з формуванням тренду для задач скорингу : Моделювання та інформаційні системи в економіці :

2017. Вип. 95. URL: <http://ir.kneu.edu.ua/bitstream/handle/2010/23780/213-229.pdf;jsessionid=CAAAC2FACE789AF8955BF507EFA08B03?sequence=3> (дата звернення 30.09.2021).

45. Herman J. R Package 'smbinning' : Optimal Binning for Scoring Modeling : J. Herman. : 2015. March 24. URL: <http://blog.revolutionanalytics.com/2015/03/r-package-smbinningoptimal-binning-for-scoring-modeling.html>. (дата звернення 30.09.2021).

46. Hans Hofmann Statlog (German Credit Data) Data Set : Center for Machine Learning and Intelligent Systems. Hamburg : Institut f"ur Statistik und "Okonometrie Universit"at Hamburg. 2000. URL: [https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/statlog+\(german+credit+data\)](https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/statlog+(german+credit+data)) (дата звернення 01.10.2021).

47. Logistic regression : Wikipedia, the free encyclopedia : https://en.wikipedia.org/wiki/Logistic_regression (дата звернення 04.09.2021) .

48. Логистическая регрессия (Logistic Regression) : Loginom. URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/logistic-regression.html> (дата звернення 8.10.2021).

49. Функция правдоподобия (Plausibility function) : Loginom. URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/plausibility-function.html> (дата звернення 09.10.2021).

50. Хо ТЗ "Випадковий метод підпростору для побудови лісів, що приймають рішення Транзакції IEEE з аналізу шаблонів та машинної розвідки. : 1998. 20 (8):832–844.

51. Leo Breiman, Adele Cutler Random Forests. URL: https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/cc_home.htm (дата звернення 09.10.2021) .

52. Random forest : Wikipedia, the free encyclopedia : https://uk.wikipedia.org/wiki/Random_forest (дата звернення 11.10.2021).

53. Introduction to Support Vector Machine (SVM) Models : DTREG. URL: <https://www.dtreg.com/solution/support-vector-machines> (дата звернення 12.10.2021).

54. Support-vector machine : Wikipedia, the free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Support-vector_machine (дата звернення 14.10.2021).

55. Дубровик О.А. "Оцінка якості скорингових моделей на основі критеріїв матриці спряженості : "Збірник VIII Міжнародної науково-практичної інтернет-конференції «Фінансова система країни: тенденції та перспективи розвитку» : 22 жовтня 2021 рік. С.48-51. Острог. Україна.
56. Клебан Ю., Горошко Н. Ідентифікація дефолтних клієнтів банку методами машинного навчання на основі біннінгу показників : Економічний аналіз. 2021 рік. Том 31. № 1.
57. What is balanced accuracy? : Statistical Odds & Ends : January 23, 2020. URL: <https://statisticaloddsandends.wordpress.com/2020/01/23/what-is-balanced-accuracy/> (дата звернення: 16.10.2021).
58. Receiver operating characteristic : Wikipedia, the free encyclopedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Receiver_operating_characteristic (дата звернення: 16.10.2021).
59. Аверкина М.Ф., Окисюк Є.В., «Модельовання кредитоспроможності клієнта» : Розвиток продуктивних сил і регіональна економіка. Випуск 39. 2020. С.267-272. URL: http://www.market-infr.od.ua/journals/2020/39_2020_ukr/46.pdf (дата звернення: 16.10.2021).
60. Kolmogorov-Smirnov Goodness-of-Fit Test : Information Technology Laboratory | NIST. URL: <https://www.itl.nist.gov/div898/handbook/eda/section3/eda35g.htm> (дата звернення: 16.10.2021).
61. Критерий Колмогорова-Смирнова (Kolmogorov–Smirnov test) : Loginom. URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/ks-test.html> (дата звернення: 12.10.2021).
62. Скоринговая карта (Scorecard) : Loginom. URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/scorecard.html> (дата звернення: 18.10.2021).
63. Jason Brownlee ROC Curves and Precision-Recall Curves for Imbalanced Classification : Machine learning mastery : January 6, 2020. URL: <https://machinelearningmastery.com/roc-curves-and-precision-recall-curves-for-imbalanced-classification/> (дата звернення: 18.10.2021).

64. Imbalanced Data : How to handle Imbalanced Classification Problems : Analytics Vidhya : March 17. 2017. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2017/03/imbalanced-data-classification/> (дата звернення: 20.10.2021).
65. Смирнова А., Афанасьев С. Gini & ROC & Precision-Recall: проблеми метрик в банківському моделюванні : Риск-менеджмент в кредитній організації : №1/2019. URL: <http://futurebanking.ru/post/3761> (дата звернення: 21.10.2021).
66. Положення про порядок формування та використання банками України резервів для відшкодування можливих втрат за активними банківськими операціями : Постанова Правління Національного банку України від 25.01.2012 р. № 23. URL: https://old.bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=123409 (дата звернення: 22.10.2021).
67. Скоринг : Calltouch. URL: <https://www.calltouch.ru/glossary/skoring/> (дата звернення: 22.10.2021).
68. Брітченко І.Г. Момот О.М. Особливості використання скорингових систем у банківському кредитуванні фізичних осіб : Наукова періодика України. : 2011. № 17. С. 18–23.
69. Охрименко І.Б Вдосконалення оцінки кредитоспроможності фізичних осіб в банках шляхом застосування диференційованого підходу до позичальників : економіка і суспільство : Випуск №5. 2016. С. 383-390. URL: https://economyandsociety.in.ua/journals/5_ukr/68.pdf (дата звернення: 25.10.2021).
70. Мовчанюк О. А. Кредитний скоринг як метод оцінки кредитного ризику : Формування ринкової економіки : Випуск №20. 2008. С. 402-413
71. Jason Brownlee A Gentle Introduction to the Gradient Boosting Algorithm for Machine Learning : Machine learning mastery : September 9, 2016. URL: <https://machinelearningmastery.com/gentle-introduction-gradient-boosting-algorithm-machine-learning/> (дата звернення: 27.10.2021).
72. Аверкіна М.Ф., Дубровик О.А. "Прогнозування впливу потенціалу працівника ІТ-сектору на його заробітну плату" : «Наукові записки Національного

університету «Острозька академія» : серія «Економіка» №22(50). 2021 рік. Острог.
Україна.

ДОДАТКИ

Додаток А

Середовище програмування RStudio

```

13
14 cdata$duration_month_2 <- as.numeric(cdata$duration_month_2)
15 cdata$credit_amount_5 <- as.numeric(cdata$credit_amount_5)
16 cdata$instalment_pct_8 <- as.numeric(cdata$instalment_pct_8)
17 cdata$present_residence_since_11 <- as.numeric(cdata$present_residence_since_11)
18 cdata$age_in_yrs_13 <- as.numeric(cdata$age_in_yrs_13)
19 cdata$number_cards_this_bank_16 <- as.numeric(cdata$number_cards_this_bank_16)
20 cdata$no_people_liable_for_mntnance_18 <- as.numeric(cdata$no_people_liable_for_mntnance_18)
21 cdata$good_bad_21 <- as.factor(ifelse(cdata$good_bad_21 == 1, "Good", "Bad"))
22
23
24 library(scorecard)
25 bins_tree = woebin(cdata, y="good_bad_21", method="tree", positive = 'Good')
26 cdata = woebin_ply(cdata, bins_tree)
27
28 keep <- c(1:8,12,13,21)
29 cdata_reduced <- cdata[,keep]
30 str(cdata_reduced)
31 div_part_1 <- createDataPartition(y = cdata_reduced_2$good_bad_21, p = 0.7, list = F)
32 # Train Sample
33 train_1 <- cdata_reduced_2[div_part_1,] # 70% here
34 pct(train_1$good_bad_21)
35 # Test Sample
36 test_1 <- cdata_reduced_2[-div_part_1,] # rest of the 30% data goes here
37 pct(test_1$good_bad_21)
38
39 glm_classifier = glm(formula = isdefault ~ .,
40                      family = binomial,
41                      data = train_woe)
42 step(glm_classifier)
43
44 imp <- varImp(glm_classifier)
45 plot(imp)
46 test_results <- data.frame(isDefault = test_1$good_bad_21)
47 test_results$Predicted_GLM <- predict(classifier, type = 'response', newdata = test_1[-1])
48 test_results$Predicted_GLM <- ifelse(test_results$Predicted_GLM > 1, 1, test_results$Predicted_GLM)
49 test_results$Predicted_GLM <- ifelse(test_results$Predicted_GLM < 0, 0, test_results$Predicted_GLM)
50
51 cutoff <- InformationValue::optimalCutoff(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_GLM)
52 cutoff
53 # Making the Confusion Matrix
54 cm_glm <- caret::confusionMatrix(factor(test_results$good_bad_21) ~ factor(ifelse(test_results$Predicted_GLM > 0.99, 1, 0)), positive
55 (Top Level) >

```

```

R 4.1.1 ~ /master/ >
+ "present_residence_since_11", "property_type_12", "age_in_yrs_13",
+ "other_instalment_type_14", "housing_type_15",
+ "number_cards_this_bank_16", "job_17", "no_people_liable_for_mntnance_18",
+ "telephone_19", "foreign_worker_20",
+ "good_bad_21")
>
>
> cdata$duration_month_2 <- as.numeric(cdata$duration_month_2)
> cdata$credit_amount_5 <- as.numeric(cdata$credit_amount_5)
> cdata$instalment_pct_8 <- as.numeric(cdata$instalment_pct_8)
> cdata$present_residence_since_11 <- as.numeric(cdata$present_residence_since_11)
> cdata$age_in_yrs_13 <- as.numeric(cdata$age_in_yrs_13)
> cdata$number_cards_this_bank_16 <- as.numeric(cdata$number_cards_this_bank_16)
> cdata$no_people_liable_for_mntnance_18 <- as.numeric(cdata$no_people_liable_for_mntnance_18)

```

Рис. А. 1. Зовнішній вигляд середовища програмування RStudio (сформовано автором)

Додаток Б

Таблиця спостережень “German Credit Data”

A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12	A13	A14	A15	A16	A17	A18	A19	A20	Y
A11	6	A34	A43	1169	A65	A75	4	A93	A101	4	A121	67	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	48	A32	A43	5951	A61	A73	2	A92	A101	2	A121	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	12	A34	A46	2096	A61	A74	2	A93	A101	3	A121	49	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A11	42	A32	A42	7882	A61	A74	2	A93	A103	4	A122	45	A143	A153	1	A173	2	A191	A201	1
A11	24	A33	A40	4870	A61	A73	3	A93	A101	4	A124	53	A143	A153	2	A173	2	A191	A201	2
A14	36	A32	A46	9055	A65	A73	2	A93	A101	4	A124	35	A143	A153	1	A172	2	A192	A201	1
A14	24	A32	A42	2835	A63	A75	3	A93	A101	4	A122	53	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	36	A32	A41	6948	A61	A73	2	A93	A101	2	A123	35	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A43	3059	A64	A74	2	A91	A101	4	A121	61	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	30	A34	A40	5234	A61	A71	4	A94	A101	2	A123	28	A143	A152	2	A174	1	A191	A201	2
A12	12	A32	A40	1295	A61	A72	3	A92	A101	1	A123	25	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A11	48	A32	A49	4308	A61	A72	3	A92	A101	4	A122	24	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A12	12	A32	A43	1567	A61	A73	1	A92	A101	1	A123	22	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A34	A40	1199	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	60	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	2
A11	15	A32	A40	1403	A61	A73	2	A92	A101	4	A123	28	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A43	1282	A62	A73	4	A92	A101	2	A123	32	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A14	24	A34	A43	2424	A65	A75	4	A93	A101	4	A122	53	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	30	A30	A49	8072	A65	A72	2	A93	A101	3	A123	25	A141	A152	3	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A41	12579	A61	A75	4	A92	A101	2	A124	44	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	2
A14	24	A32	A43	3430	A63	A75	3	A93	A101	2	A123	31	A143	A152	1	A173	2	A192	A201	1
A14	9	A34	A40	2134	A61	A73	4	A93	A101	4	A123	48	A143	A152	3	A173	1	A192	A201	1
A11	6	A32	A43	2647	A63	A73	2	A93	A101	3	A121	44	A143	A151	1	A173	2	A191	A201	1
A11	10	A34	A40	2241	A61	A72	1	A93	A101	3	A121	48	A143	A151	2	A172	2	A191	A202	1
A12	12	A34	A41	1804	A62	A72	3	A93	A101	4	A122	44	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	10	A34	A42	2069	A65	A73	2	A94	A101	1	A123	26	A143	A152	2	A173	1	A191	A202	1
A11	6	A32	A42	1374	A61	A73	1	A93	A101	2	A121	36	A141	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A14	6	A30	A43	426	A61	A75	4	A94	A101	4	A123	39	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A13	12	A31	A43	409	A64	A73	3	A92	A101	3	A121	42	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	1
A12	7	A32	A43	2415	A61	A73	3	A93	A103	2	A121	34	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	60	A33	A49	6836	A61	A75	3	A93	A101	4	A124	63	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A12	18	A32	A49	1913	A64	A72	3	A94	A101	3	A121	36	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A32	A42	4020	A61	A73	2	A93	A101	2	A123	27	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A40	5866	A62	A73	2	A93	A101	2	A123	30	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A49	1264	A65	A75	4	A93	A101	4	A124	57	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A13	12	A32	A42	1474	A61	A72	4	A92	A101	1	A122	33	A141	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A12	45	A34	A43	4746	A61	A72	4	A93	A101	2	A122	25	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	2
A14	48	A34	A46	6110	A61	A73	1	A93	A101	3	A124	31	A141	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A13	18	A32	A43	2100	A61	A73	4	A93	A102	2	A121	37	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A13	10	A32	A44	1225	A61	A73	2	A93	A101	2	A123	37	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	9	A32	A43	458	A61	A73	4	A93	A101	3	A121	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	30	A32	A43	2333	A63	A75	4	A93	A101	2	A123	30	A141	A152	1	A174	1	A191	A201	1

A12	12	A32	A43	1158	A63	A73	3	A91	A101	1	A123	26	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	18	A33	A45	6204	A61	A73	2	A93	A101	4	A121	44	A143	A152	1	A172	2	A192	A201	1
A11	30	A34	A41	6187	A62	A74	1	A94	A101	4	A123	24	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	1
A11	48	A34	A41	6143	A61	A75	4	A92	A101	4	A124	58	A142	A153	2	A172	1	A191	A201	2
A14	11	A34	A40	1393	A61	A72	4	A92	A101	4	A123	35	A143	A152	2	A174	1	A191	A201	1
A14	36	A32	A43	2299	A63	A75	4	A93	A101	4	A123	39	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	6	A32	A41	1352	A63	A71	1	A92	A101	2	A122	23	A143	A151	1	A171	1	A192	A201	1
A14	11	A34	A40	7228	A61	A73	1	A93	A101	4	A122	39	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	12	A32	A43	2073	A62	A73	4	A92	A102	2	A121	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A33	A42	2333	A65	A72	4	A93	A101	2	A122	29	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	27	A33	A41	5965	A61	A75	1	A93	A101	2	A123	30	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A43	1262	A61	A73	3	A93	A101	2	A123	25	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A41	3378	A65	A73	2	A93	A101	1	A122	31	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	36	A33	A40	2225	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	57	A141	A153	2	A173	1	A192	A201	2
A14	6	A31	A40	783	A65	A73	1	A93	A103	2	A121	26	A142	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A12	12	A32	A43	6468	A65	A71	2	A93	A101	1	A124	52	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A14	36	A34	A43	9566	A61	A73	2	A92	A101	2	A123	31	A142	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A13	18	A32	A40	1961	A61	A75	3	A92	A101	2	A123	23	A143	A152	1	A174	1	A191	A201	1
A11	36	A34	A42	6229	A61	A72	4	A92	A102	4	A124	23	A143	A151	2	A172	1	A192	A201	2
A12	9	A32	A49	1391	A61	A73	2	A94	A101	1	A121	27	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	15	A34	A43	1537	A65	A75	4	A93	A103	4	A121	50	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	36	A30	A49	1953	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	61	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	2
A12	48	A30	A49	14421	A61	A73	2	A93	A101	2	A123	25	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	24	A32	A43	3181	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	26	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	27	A32	A45	5190	A65	A75	4	A93	A101	4	A122	48	A143	A152	4	A173	2	A192	A201	1
A14	12	A32	A43	2171	A61	A72	2	A92	A101	2	A123	29	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A40	1007	A64	A73	4	A94	A101	1	A121	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	36	A32	A46	1819	A61	A73	4	A93	A101	4	A124	37	A142	A153	1	A173	1	A192	A201	2
A14	36	A32	A43	2394	A65	A73	4	A92	A101	4	A123	25	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	36	A32	A41	8133	A61	A73	1	A92	A101	2	A122	30	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	7	A34	A43	730	A65	A75	4	A93	A101	2	A122	46	A143	A151	2	A172	1	A192	A201	1
A11	8	A34	A410	1164	A61	A75	3	A93	A101	4	A124	51	A141	A153	2	A174	2	A192	A201	1
A12	42	A34	A49	5954	A61	A74	2	A92	A101	1	A121	41	A141	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	36	A32	A46	1977	A65	A75	4	A93	A101	4	A124	40	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A11	12	A34	A41	1526	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	66	A143	A153	2	A174	1	A191	A201	1
A11	42	A32	A43	3965	A61	A72	4	A93	A101	3	A123	34	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	11	A33	A43	4771	A61	A74	2	A93	A101	4	A122	51	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	54	A30	A41	9436	A65	A73	2	A93	A101	2	A122	39	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A12	30	A32	A42	3832	A61	A72	2	A94	A101	1	A122	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A43	5943	A65	A72	1	A92	A101	1	A123	44	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A14	15	A32	A43	1213	A63	A75	4	A93	A101	3	A122	47	A142	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	18	A32	A49	1568	A62	A73	3	A92	A101	4	A122	24	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A410	1755	A61	A75	4	A92	A103	4	A121	58	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A11	10	A32	A43	2315	A61	A75	3	A93	A101	4	A121	52	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A49	1412	A61	A73	4	A92	A103	2	A121	29	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1

A12	18	A34	A42	1295	A61	A72	4	A92	A101	1	A122	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	36	A32	A46	12612	A62	A73	1	A93	A101	4	A124	47	A143	A153	1	A173	2	A192	A201	2
A11	18	A32	A40	2249	A62	A74	4	A93	A101	3	A123	30	A143	A152	1	A174	2	A192	A201	1
A11	12	A30	A45	1108	A61	A74	4	A93	A101	3	A121	28	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	12	A34	A43	618	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	56	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A34	A41	1409	A61	A75	4	A93	A101	3	A121	54	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A43	797	A65	A75	4	A92	A101	3	A122	33	A141	A152	1	A172	2	A191	A201	2
A13	24	A34	A42	3617	A65	A75	4	A93	A102	4	A124	20	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A40	1318	A64	A75	4	A93	A101	4	A121	54	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	54	A30	A49	15945	A61	A72	3	A93	A101	4	A124	58	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	2
A14	12	A34	A46	2012	A65	A74	4	A92	A101	2	A123	61	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A49	2622	A62	A73	4	A93	A101	4	A123	34	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	36	A34	A43	2337	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	36	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	20	A33	A41	7057	A65	A74	3	A93	A101	4	A122	36	A141	A151	2	A174	2	A192	A201	1
A14	24	A32	A40	1469	A62	A75	4	A94	A101	4	A121	41	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A12	36	A32	A43	2323	A61	A74	4	A93	A101	4	A123	24	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A33	A43	932	A61	A73	3	A92	A101	2	A121	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	9	A34	A42	1919	A61	A74	4	A93	A101	3	A123	35	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A41	2445	A65	A72	2	A94	A101	4	A123	26	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A12	24	A34	A410	11938	A61	A73	2	A93	A102	3	A123	39	A143	A152	2	A174	2	A192	A201	2
A14	18	A31	A40	6458	A61	A75	2	A93	A101	4	A124	39	A141	A152	2	A174	2	A192	A201	2
A12	12	A32	A40	6078	A61	A74	2	A93	A101	2	A123	32	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A42	7721	A65	A72	1	A92	A101	2	A122	30	A143	A152	1	A173	1	A192	A202	1
A12	14	A32	A49	1410	A63	A75	1	A94	A101	2	A121	35	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	6	A33	A49	1449	A62	A75	1	A91	A101	2	A123	31	A141	A152	2	A173	2	A191	A201	1
A13	15	A32	A46	392	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	23	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A12	18	A32	A40	6260	A61	A74	3	A93	A101	3	A121	28	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A14	36	A34	A40	7855	A61	A73	4	A92	A101	2	A121	25	A142	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A11	12	A32	A43	1680	A63	A75	3	A94	A101	1	A121	35	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	48	A34	A43	3578	A65	A75	4	A93	A101	1	A121	47	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	42	A32	A43	7174	A65	A74	4	A92	A101	3	A123	30	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A11	10	A34	A42	2132	A65	A72	2	A92	A102	3	A121	27	A143	A151	2	A173	1	A191	A202	1
A11	33	A34	A42	4281	A63	A73	1	A92	A101	4	A123	23	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A12	12	A34	A40	2366	A63	A74	3	A91	A101	3	A123	36	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	21	A32	A43	1835	A61	A73	3	A92	A101	2	A121	25	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A14	24	A34	A41	3868	A61	A75	4	A92	A101	2	A123	41	A143	A151	2	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A42	1768	A61	A73	3	A93	A101	2	A121	24	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A13	10	A34	A40	781	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	63	A143	A153	2	A173	1	A192	A201	1
A12	18	A32	A42	1924	A65	A72	4	A92	A101	3	A121	27	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A11	12	A34	A40	2121	A61	A73	4	A93	A101	2	A122	30	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A43	701	A61	A73	4	A94	A101	2	A121	40	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A45	639	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	30	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	12	A34	A41	1860	A61	A71	4	A93	A101	2	A123	34	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A11	12	A34	A40	3499	A61	A73	3	A92	A102	2	A121	29	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A12	48	A32	A40	8487	A65	A74	1	A92	A101	2	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1

A11	36	A33	A46	6887	A61	A73	4	A93	A101	3	A122	29	A142	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	15	A32	A42	2708	A61	A72	2	A93	A101	3	A122	27	A141	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A42	1984	A61	A73	4	A93	A101	4	A124	47	A141	A153	2	A173	1	A191	A201	1
A14	60	A32	A43	10144	A62	A74	2	A92	A101	4	A121	21	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A43	1240	A65	A75	4	A92	A101	2	A121	38	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	27	A33	A41	8613	A64	A73	2	A93	A101	2	A123	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A43	766	A63	A73	4	A93	A101	3	A121	66	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A12	15	A34	A43	2728	A65	A74	4	A93	A103	2	A121	35	A141	A152	3	A173	1	A192	A201	1
A13	12	A32	A43	1881	A61	A73	2	A92	A101	2	A123	44	A143	A151	1	A172	1	A192	A201	1
A13	6	A32	A40	709	A64	A72	2	A94	A101	2	A121	27	A143	A152	1	A171	1	A191	A202	1
A12	36	A32	A43	4795	A61	A72	4	A92	A101	1	A124	30	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	27	A32	A43	3416	A61	A73	3	A93	A101	2	A123	27	A143	A152	1	A174	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A42	2462	A61	A73	2	A93	A101	2	A123	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	21	A34	A42	2288	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	23	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	48	A31	A49	3566	A62	A74	4	A93	A101	2	A123	30	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	6	A34	A40	860	A61	A75	1	A92	A101	4	A124	39	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A40	682	A62	A74	4	A92	A101	3	A123	51	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	36	A34	A42	5371	A61	A73	3	A93	A103	2	A122	28	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	1582	A64	A75	4	A93	A101	4	A123	46	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A32	A43	1346	A62	A75	2	A93	A101	4	A124	42	A141	A153	1	A173	2	A192	A201	1
A14	10	A32	A43	1924	A61	A73	1	A93	A101	4	A122	38	A143	A152	1	A173	1	A192	A202	1
A13	36	A32	A43	5848	A61	A73	4	A93	A101	1	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A34	A41	7758	A64	A75	2	A92	A101	4	A124	29	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A33	A49	6967	A62	A74	4	A93	A101	4	A123	36	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A42	1282	A61	A73	2	A92	A101	4	A123	20	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A11	9	A34	A45	1288	A62	A75	3	A93	A103	4	A121	48	A143	A152	2	A173	2	A191	A202	1
A11	12	A31	A48	339	A61	A75	4	A94	A101	1	A123	45	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A40	3512	A62	A74	2	A93	A101	3	A123	38	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	6	A34	A43	1898	A65	A73	1	A93	A101	2	A121	34	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A14	24	A34	A43	2872	A62	A75	3	A93	A101	4	A121	36	A143	A152	1	A173	2	A192	A201	1
A14	18	A34	A40	1055	A61	A72	4	A92	A101	1	A122	30	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	15	A32	A44	1262	A63	A74	4	A93	A101	3	A122	36	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	10	A32	A40	7308	A61	A71	2	A93	A101	4	A124	70	A141	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A14	36	A32	A40	909	A63	A75	4	A93	A101	4	A122	36	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A32	A42	2978	A63	A73	1	A93	A101	2	A123	32	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	18	A32	A42	1131	A61	A71	4	A92	A101	2	A123	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	11	A32	A42	1577	A64	A72	4	A92	A101	1	A121	20	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A42	3972	A61	A74	2	A92	A101	4	A122	25	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A12	24	A34	A49	1935	A61	A75	4	A91	A101	4	A121	31	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A11	15	A30	A40	950	A61	A75	4	A93	A101	3	A123	33	A143	A151	2	A173	2	A191	A201	2
A14	12	A32	A42	763	A61	A73	4	A92	A101	1	A121	26	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	24	A33	A42	2064	A61	A71	3	A92	A101	2	A122	34	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A12	8	A32	A43	1414	A61	A73	4	A93	A103	2	A121	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A202	1
A11	21	A33	A46	3414	A61	A72	2	A93	A101	1	A122	26	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	30	A31	A41	7485	A65	A71	4	A92	A101	1	A121	53	A141	A152	1	A174	1	A192	A201	2

A11	12	A32	A42	2577	A61	A73	2	A91	A101	1	A123	42	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	6	A34	A43	338	A63	A75	4	A93	A101	4	A123	52	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A32	A43	1963	A61	A74	4	A93	A101	2	A123	31	A143	A151	2	A174	2	A192	A201	1
A11	21	A34	A40	571	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	65	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	36	A33	A49	9572	A61	A72	1	A91	A101	1	A123	28	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A12	36	A33	A49	4455	A61	A73	2	A91	A101	2	A121	30	A142	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A11	21	A31	A40	1647	A65	A73	4	A93	A101	2	A122	40	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	2
A14	24	A34	A42	3777	A64	A73	4	A93	A101	4	A121	50	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	18	A34	A40	884	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	36	A141	A152	1	A173	2	A192	A201	2
A14	15	A34	A43	1360	A61	A73	4	A93	A101	2	A122	31	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	9	A31	A41	5129	A61	A75	2	A92	A101	4	A124	74	A141	A153	1	A174	2	A192	A201	2
A12	16	A34	A40	1175	A61	A71	2	A93	A101	3	A123	68	A143	A153	3	A171	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A43	674	A62	A74	4	A94	A101	1	A122	20	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	18	A30	A42	3244	A61	A73	1	A92	A101	4	A123	33	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A32	A49	4591	A64	A73	2	A93	A101	3	A122	54	A143	A152	3	A174	1	A192	A201	2
A12	48	A30	A49	3844	A62	A74	4	A93	A101	4	A124	34	A143	A153	1	A172	2	A191	A201	2
A12	27	A32	A49	3915	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	36	A143	A152	1	A173	2	A192	A201	2
A14	6	A32	A43	2108	A61	A74	2	A94	A101	2	A121	29	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	45	A32	A43	3031	A62	A73	4	A93	A103	4	A122	21	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A12	9	A34	A46	1501	A61	A75	2	A92	A101	3	A123	34	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A14	6	A34	A43	1382	A61	A73	1	A92	A101	1	A123	28	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A42	951	A62	A72	4	A92	A101	4	A123	27	A141	A151	4	A173	1	A191	A201	2
A12	24	A32	A41	2760	A65	A75	4	A93	A101	4	A124	36	A141	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A12	18	A33	A42	4297	A61	A75	4	A91	A101	3	A124	40	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A14	9	A34	A46	936	A63	A75	4	A93	A101	2	A123	52	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A40	1168	A61	A73	4	A94	A101	3	A121	27	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	27	A33	A49	5117	A61	A74	3	A93	A101	4	A123	26	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A48	902	A61	A74	4	A94	A101	4	A122	21	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	12	A34	A40	1495	A61	A75	4	A93	A101	1	A121	38	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A11	30	A34	A41	10623	A61	A75	3	A93	A101	4	A124	38	A143	A153	3	A174	2	A192	A201	1
A14	12	A34	A42	1935	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	43	A143	A152	3	A173	1	A192	A201	1
A12	12	A34	A44	1424	A61	A74	4	A93	A101	3	A122	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A49	6568	A61	A73	2	A94	A101	2	A123	21	A142	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	12	A32	A41	1413	A64	A74	3	A93	A101	2	A122	55	A143	A152	1	A173	1	A191	A202	1
A14	9	A34	A43	3074	A65	A73	1	A93	A101	2	A121	33	A143	A152	2	A173	2	A191	A201	1
A14	36	A32	A43	3835	A65	A75	2	A92	A101	4	A121	45	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A11	27	A30	A49	5293	A61	A71	2	A93	A101	4	A122	50	A142	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A13	30	A33	A49	1908	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	66	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A14	36	A34	A43	3342	A65	A75	4	A93	A101	2	A123	51	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	6	A34	A48	932	A65	A74	1	A92	A101	3	A122	39	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	18	A30	A49	3104	A61	A74	3	A93	A101	1	A122	31	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A13	36	A32	A43	3913	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	23	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A32	A42	3021	A61	A73	2	A91	A101	2	A121	24	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A14	10	A32	A40	1364	A61	A73	2	A92	A101	4	A123	64	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A43	625	A61	A72	4	A94	A103	1	A121	26	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	1

A11	12	A32	A46	1200	A65	A73	4	A92	A101	4	A122	23	A141	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A43	707	A61	A73	4	A93	A101	2	A121	30	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A33	A49	2978	A65	A73	4	A93	A101	4	A121	32	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A14	15	A32	A41	4657	A61	A73	3	A93	A101	2	A123	30	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	36	A30	A45	2613	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	48	A32	A43	10961	A64	A74	1	A93	A102	2	A124	27	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A11	12	A32	A42	7865	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	53	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	2
A14	9	A32	A43	1478	A61	A74	4	A93	A101	2	A123	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A42	3149	A61	A72	4	A93	A101	1	A124	22	A141	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A13	36	A32	A43	4210	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	9	A32	A40	2507	A63	A75	2	A93	A101	4	A124	51	A143	A153	1	A172	1	A191	A201	1
A14	12	A32	A43	2141	A62	A74	3	A93	A101	1	A124	35	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A43	866	A61	A73	4	A94	A103	2	A121	25	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	4	A34	A43	1544	A61	A74	2	A93	A101	1	A121	42	A143	A152	3	A172	2	A191	A201	1
A11	24	A32	A43	1823	A61	A71	4	A93	A101	2	A123	30	A142	A152	1	A174	2	A191	A201	2
A12	6	A32	A40	14555	A65	A71	1	A93	A101	2	A122	23	A143	A152	1	A171	1	A192	A201	2
A12	21	A32	A49	2767	A62	A75	4	A91	A101	2	A123	61	A141	A151	2	A172	1	A191	A201	2
A14	12	A34	A43	1291	A61	A73	4	A92	A101	2	A122	35	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	30	A32	A43	2522	A61	A75	1	A93	A103	3	A122	39	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	24	A32	A40	915	A65	A75	4	A92	A101	2	A123	29	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	6	A32	A43	1595	A61	A74	3	A93	A101	2	A122	51	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	48	A30	A41	4605	A61	A75	3	A93	A101	4	A124	24	A143	A153	2	A173	2	A191	A201	2
A14	12	A34	A49	1185	A61	A73	3	A92	A101	2	A121	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A31	A48	3447	A63	A73	4	A92	A101	3	A121	35	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A14	24	A32	A49	1258	A61	A74	4	A93	A101	1	A121	25	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A43	717	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	52	A143	A152	3	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A30	A40	1204	A62	A73	4	A93	A101	1	A124	35	A141	A151	1	A173	1	A191	A202	1
A13	24	A32	A42	1925	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A43	433	A61	A71	3	A92	A102	4	A121	22	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A11	6	A34	A40	666	A64	A74	3	A92	A101	4	A121	39	A143	A152	2	A172	1	A192	A201	1
A13	12	A32	A42	2251	A61	A73	1	A92	A101	2	A123	46	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	30	A32	A40	2150	A61	A73	4	A92	A103	2	A124	24	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A33	A42	4151	A62	A73	2	A93	A101	3	A122	35	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	9	A32	A42	2030	A65	A74	2	A93	A101	1	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	60	A33	A43	7418	A65	A73	1	A93	A101	1	A121	27	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A43	2684	A61	A73	4	A93	A101	2	A121	35	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	12	A31	A43	2149	A61	A73	4	A91	A101	1	A124	29	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	2
A14	15	A32	A41	3812	A62	A72	1	A92	A101	4	A123	23	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	11	A34	A43	1154	A62	A71	4	A92	A101	4	A121	57	A143	A152	3	A172	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A42	1657	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A43	1603	A61	A75	4	A92	A101	4	A123	55	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A34	A40	5302	A61	A75	2	A93	A101	4	A124	36	A143	A153	3	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A46	2748	A61	A75	2	A92	A101	4	A124	57	A141	A153	3	A172	1	A191	A201	1
A14	10	A34	A40	1231	A61	A75	3	A93	A101	4	A121	32	A143	A152	2	A172	2	A191	A202	1
A12	15	A32	A43	802	A61	A75	4	A93	A101	3	A123	37	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	2

A14	36	A34	A49	6304	A65	A75	4	A93	A101	4	A121	36	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A43	1533	A61	A72	4	A92	A101	3	A123	38	A142	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	14	A32	A40	8978	A61	A75	1	A91	A101	4	A122	45	A143	A152	1	A174	1	A192	A202	2
A14	24	A32	A43	999	A65	A75	4	A93	A101	2	A123	25	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A40	2662	A65	A74	4	A93	A101	3	A122	32	A143	A152	1	A173	1	A191	A202	1
A14	12	A34	A42	1402	A63	A74	3	A92	A101	4	A123	37	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A12	48	A31	A40	12169	A65	A71	4	A93	A102	4	A124	36	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A12	48	A32	A43	3060	A61	A74	4	A93	A101	4	A121	28	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A11	30	A32	A45	11998	A61	A72	1	A91	A101	1	A124	34	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	2
A14	9	A32	A43	2697	A61	A73	1	A93	A101	2	A121	32	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	2404	A61	A73	2	A92	A101	2	A123	26	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A42	1262	A65	A75	2	A91	A101	4	A122	49	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A14	6	A32	A42	4611	A61	A72	1	A92	A101	4	A122	32	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A32	A43	1901	A62	A73	4	A93	A101	4	A123	29	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A14	15	A34	A41	3368	A64	A75	3	A93	A101	4	A124	23	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A42	1574	A61	A73	4	A93	A101	2	A121	50	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A13	18	A31	A43	1445	A65	A74	4	A93	A101	4	A123	49	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	15	A34	A42	1520	A65	A75	4	A93	A101	4	A122	63	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A34	A40	3878	A62	A72	4	A91	A101	2	A123	37	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	47	A32	A40	10722	A61	A72	1	A92	A101	1	A121	35	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A11	48	A32	A41	4788	A61	A74	4	A93	A101	3	A122	26	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A12	48	A33	A410	7582	A62	A71	2	A93	A101	4	A124	31	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A43	1092	A61	A73	4	A92	A103	4	A121	49	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A33	A43	1024	A61	A72	4	A94	A101	4	A121	48	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	12	A32	A49	1076	A61	A73	2	A94	A101	2	A121	26	A143	A152	1	A173	1	A192	A202	1
A12	36	A32	A41	9398	A61	A72	1	A94	A101	4	A123	28	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	2
A11	24	A34	A41	6419	A61	A75	2	A92	A101	4	A124	44	A143	A153	2	A174	2	A192	A201	1
A13	42	A34	A41	4796	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	56	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A14	48	A34	A49	7629	A65	A75	4	A91	A101	2	A123	46	A141	A152	2	A174	2	A191	A201	1
A12	48	A32	A42	9960	A61	A72	1	A92	A101	2	A123	26	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	12	A32	A41	4675	A65	A72	1	A92	A101	4	A123	20	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A14	10	A32	A40	1287	A65	A75	4	A93	A102	2	A122	45	A143	A152	1	A172	1	A191	A202	1
A14	18	A32	A42	2515	A61	A73	3	A93	A101	4	A121	43	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	21	A34	A42	2745	A64	A74	3	A93	A101	2	A123	32	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	6	A32	A40	672	A61	A71	1	A92	A101	4	A121	54	A143	A152	1	A171	1	A192	A201	1
A12	36	A30	A43	3804	A61	A73	4	A92	A101	1	A123	42	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A13	24	A34	A40	1344	A65	A74	4	A93	A101	2	A121	37	A141	A152	2	A172	2	A191	A201	2
A11	10	A34	A40	1038	A61	A74	4	A93	A102	3	A122	49	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	48	A34	A40	10127	A63	A73	2	A93	A101	2	A124	44	A141	A153	1	A173	1	A191	A201	2
A14	6	A32	A42	1543	A64	A73	4	A91	A101	2	A121	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	30	A32	A41	4811	A65	A74	2	A92	A101	4	A122	24	A142	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A43	727	A62	A72	4	A94	A101	3	A124	33	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	2
A12	8	A32	A42	1237	A61	A73	3	A92	A101	4	A121	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	9	A32	A40	276	A61	A73	4	A94	A101	4	A121	22	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A12	48	A32	A410	5381	A65	A71	3	A93	A101	4	A124	40	A141	A153	1	A171	1	A192	A201	1

A14	24	A32	A42	5511	A62	A73	4	A93	A101	1	A123	25	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A13	24	A32	A42	3749	A61	A72	2	A92	A101	4	A123	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A40	685	A61	A74	2	A94	A101	3	A123	25	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A13	4	A32	A40	1494	A65	A72	1	A93	A101	2	A121	29	A143	A152	1	A172	2	A191	A202	1
A11	36	A31	A42	2746	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	31	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	12	A32	A42	708	A61	A73	2	A93	A103	3	A122	38	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A12	24	A32	A42	4351	A65	A73	1	A92	A101	4	A122	48	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A46	701	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	32	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	15	A33	A42	3643	A61	A75	1	A92	A101	4	A122	27	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A12	30	A34	A40	4249	A61	A71	4	A94	A101	2	A123	28	A143	A152	2	A174	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A43	1938	A61	A72	4	A91	A101	3	A122	32	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A41	2910	A61	A74	2	A93	A101	1	A124	34	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A11	18	A32	A42	2659	A64	A73	4	A93	A101	2	A123	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A40	1028	A61	A73	4	A92	A101	3	A121	36	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	8	A34	A40	3398	A61	A74	1	A93	A101	4	A121	39	A143	A152	2	A172	1	A191	A202	1
A14	12	A34	A42	5801	A65	A75	2	A93	A101	4	A122	49	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A32	A40	1525	A64	A74	4	A92	A101	3	A123	34	A143	A152	1	A173	2	A192	A201	1
A13	36	A32	A43	4473	A61	A75	4	A93	A101	2	A123	31	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	6	A32	A43	1068	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	28	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	24	A34	A41	6615	A61	A71	2	A93	A101	4	A124	75	A143	A153	2	A174	1	A192	A201	1
A14	18	A34	A46	1864	A62	A73	4	A92	A101	2	A121	30	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A12	60	A32	A40	7408	A62	A72	4	A92	A101	2	A122	24	A143	A152	1	A174	1	A191	A201	2
A14	48	A34	A41	11590	A62	A73	2	A92	A101	4	A123	24	A141	A151	2	A172	1	A191	A201	2
A11	24	A30	A42	4110	A61	A75	3	A93	A101	4	A124	23	A141	A151	2	A173	2	A191	A201	2
A11	6	A34	A42	3384	A61	A73	1	A91	A101	4	A121	44	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	2
A12	13	A32	A43	2101	A61	A72	2	A92	A103	4	A122	23	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A11	15	A32	A44	1275	A65	A73	4	A92	A101	2	A123	24	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A42	4169	A61	A73	4	A93	A101	4	A122	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	10	A32	A42	1521	A61	A73	4	A91	A101	2	A123	31	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	24	A34	A46	5743	A61	A72	2	A92	A101	4	A124	24	A143	A153	2	A173	1	A192	A201	1
A11	21	A32	A42	3599	A61	A74	1	A92	A101	4	A123	26	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A43	3213	A63	A72	1	A94	A101	3	A121	25	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A49	4439	A61	A75	1	A93	A102	1	A121	33	A141	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A13	10	A32	A40	3949	A61	A72	1	A93	A103	1	A122	37	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A14	15	A34	A43	1459	A61	A73	4	A92	A101	2	A123	43	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	13	A34	A43	882	A61	A72	4	A93	A103	4	A121	23	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A43	3758	A63	A71	1	A92	A101	4	A124	23	A143	A151	1	A171	1	A191	A201	1
A14	6	A33	A49	1743	A62	A73	1	A93	A101	2	A121	34	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A12	9	A34	A46	1136	A64	A75	4	A93	A101	3	A124	32	A143	A153	2	A173	2	A191	A201	2
A14	9	A32	A44	1236	A61	A72	1	A92	A101	4	A121	23	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A12	9	A32	A42	959	A61	A73	1	A92	A101	2	A123	29	A143	A152	1	A173	1	A191	A202	2
A14	18	A34	A41	3229	A65	A71	2	A93	A101	4	A124	38	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	12	A30	A43	6199	A61	A73	4	A93	A101	2	A122	28	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	2
A14	10	A32	A46	727	A63	A75	4	A93	A101	4	A124	46	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A12	24	A32	A40	1246	A61	A72	4	A93	A101	2	A121	23	A142	A152	1	A172	1	A191	A201	2

A14	12	A34	A43	2331	A65	A75	1	A93	A102	4	A121	49	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	36	A33	A43	4463	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	26	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A14	12	A32	A43	776	A61	A73	4	A94	A101	2	A121	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	30	A32	A42	2406	A61	A74	4	A92	A101	4	A121	23	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A12	18	A32	A46	1239	A65	A73	4	A93	A101	4	A124	61	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A13	12	A32	A43	3399	A65	A75	2	A93	A101	3	A123	37	A143	A152	1	A174	1	A191	A201	1
A13	12	A33	A40	2247	A61	A73	2	A92	A101	2	A123	36	A142	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	6	A32	A42	1766	A61	A73	1	A94	A101	2	A122	21	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A42	2473	A61	A71	4	A93	A101	1	A123	25	A143	A152	1	A171	1	A191	A201	2
A14	12	A32	A49	1542	A61	A74	2	A93	A101	4	A123	36	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	18	A34	A41	3850	A61	A74	3	A93	A101	1	A123	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A42	3650	A61	A72	1	A92	A101	4	A123	22	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	36	A32	A42	3446	A61	A75	4	A93	A101	2	A123	42	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	2
A12	18	A32	A42	3001	A61	A74	2	A92	A101	4	A121	40	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A14	36	A32	A40	3079	A65	A73	4	A93	A101	4	A121	36	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	6070	A61	A75	3	A93	A101	4	A123	33	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	10	A34	A42	2146	A61	A72	1	A92	A101	3	A121	23	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	1
A14	60	A34	A40	13756	A65	A75	2	A93	A101	4	A124	63	A141	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A12	60	A31	A410	14782	A62	A75	3	A92	A101	4	A124	60	A141	A153	2	A174	1	A192	A201	2
A11	48	A31	A49	7685	A61	A74	2	A92	A103	4	A123	37	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	18	A33	A43	2320	A61	A71	2	A94	A101	3	A121	34	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	7	A33	A43	846	A65	A75	3	A93	A101	4	A124	36	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A12	36	A32	A40	14318	A61	A75	4	A93	A101	2	A124	57	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	2
A14	6	A34	A40	362	A62	A73	4	A92	A101	4	A123	52	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	20	A32	A42	2212	A65	A74	4	A93	A101	4	A123	39	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	18	A32	A41	12976	A61	A71	3	A92	A101	4	A124	38	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	2
A14	22	A32	A40	1283	A65	A74	4	A92	A101	4	A122	25	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A13	12	A32	A40	1330	A61	A72	4	A93	A101	1	A121	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	30	A33	A49	4272	A62	A73	2	A93	A101	2	A122	26	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	2238	A61	A73	2	A92	A101	1	A123	25	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A43	1126	A65	A72	4	A92	A101	2	A121	21	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A12	18	A34	A42	7374	A61	A71	4	A93	A101	4	A122	40	A142	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A12	15	A34	A49	2326	A63	A73	2	A93	A101	4	A123	27	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	9	A32	A49	1449	A61	A74	3	A92	A101	2	A123	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A40	1820	A61	A73	2	A94	A101	2	A122	30	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A42	983	A64	A72	1	A92	A101	4	A121	19	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A11	36	A32	A40	3249	A61	A74	2	A93	A101	4	A124	39	A141	A153	1	A174	2	A192	A201	1
A11	6	A34	A43	1957	A61	A74	1	A92	A101	4	A123	31	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	9	A34	A42	2406	A61	A71	2	A93	A101	3	A123	31	A143	A152	1	A174	1	A191	A201	1
A12	39	A33	A46	11760	A62	A74	2	A93	A101	3	A124	32	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A42	2578	A61	A71	3	A92	A101	4	A124	55	A143	A153	1	A174	1	A191	A201	1
A11	36	A34	A42	2348	A61	A73	3	A94	A101	2	A122	46	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A40	1223	A61	A75	1	A91	A101	1	A121	46	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A34	A43	1516	A64	A73	4	A92	A101	1	A121	43	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A43	1473	A61	A72	3	A94	A101	4	A121	39	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1

A12	18	A34	A49	1887	A65	A73	4	A94	A101	4	A121	28	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A33	A49	8648	A61	A72	2	A93	A101	2	A123	27	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A14	14	A33	A40	802	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	27	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A12	18	A33	A40	2899	A65	A75	4	A93	A101	4	A123	43	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A12	24	A32	A43	2039	A61	A72	1	A94	A101	1	A122	22	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	24	A34	A41	2197	A65	A74	4	A93	A101	4	A123	43	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A11	15	A32	A43	1053	A61	A72	4	A94	A101	2	A121	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A202	1
A14	24	A32	A43	3235	A63	A75	3	A91	A101	2	A123	26	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A13	12	A34	A40	939	A63	A74	4	A94	A101	2	A121	28	A143	A152	3	A173	1	A192	A201	2
A12	24	A32	A43	1967	A61	A75	4	A92	A101	4	A123	20	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	33	A34	A41	7253	A61	A74	3	A93	A101	2	A123	35	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A49	2292	A61	A71	4	A93	A101	2	A123	42	A142	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A14	10	A32	A40	1597	A63	A73	3	A93	A101	2	A124	40	A143	A151	1	A172	2	A191	A202	1
A11	24	A32	A40	1381	A65	A73	4	A92	A101	2	A122	35	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	36	A34	A41	5842	A61	A75	2	A93	A101	2	A122	35	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A11	12	A32	A40	2579	A61	A72	4	A93	A101	1	A121	33	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	2
A11	18	A33	A46	8471	A65	A73	1	A92	A101	2	A123	23	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	1
A14	21	A32	A40	2782	A63	A74	1	A92	A101	2	A123	31	A141	A152	1	A174	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A40	1042	A65	A73	4	A92	A101	2	A122	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	15	A32	A40	3186	A64	A74	2	A92	A101	3	A123	20	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A41	2028	A65	A73	4	A93	A101	2	A123	30	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A34	A40	958	A61	A74	2	A93	A101	3	A121	47	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A14	21	A33	A42	1591	A62	A74	4	A93	A101	3	A121	34	A143	A152	2	A174	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A42	2762	A65	A75	1	A92	A101	2	A122	25	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A12	18	A32	A41	2779	A61	A73	1	A94	A101	3	A123	21	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A14	28	A34	A43	2743	A61	A75	4	A93	A101	2	A123	29	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	1149	A64	A73	4	A93	A101	3	A121	46	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	9	A32	A42	1313	A61	A75	1	A93	A101	4	A123	20	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A34	A45	1190	A61	A71	2	A92	A101	4	A124	55	A143	A153	3	A171	2	A191	A201	2
A14	5	A32	A49	3448	A61	A74	1	A93	A101	4	A121	74	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A410	11328	A61	A73	2	A93	A102	3	A123	29	A141	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A11	6	A34	A42	1872	A61	A71	4	A93	A101	4	A124	36	A143	A153	3	A174	1	A192	A201	1
A14	24	A34	A45	2058	A61	A73	4	A91	A101	2	A121	33	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	9	A32	A42	2136	A61	A73	3	A93	A101	2	A121	25	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A43	1484	A65	A73	2	A94	A101	1	A121	25	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	6	A32	A45	660	A63	A74	2	A94	A101	4	A121	23	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A40	1287	A64	A75	4	A92	A101	4	A121	37	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	42	A34	A45	3394	A61	A71	4	A93	A102	4	A123	65	A143	A152	2	A171	1	A191	A201	1
A13	12	A31	A49	609	A61	A72	4	A92	A101	1	A121	26	A143	A152	1	A171	1	A191	A201	2
A14	12	A32	A40	1884	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	39	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A42	1620	A61	A73	2	A92	A102	3	A122	30	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	20	A33	A410	2629	A61	A73	2	A93	A101	3	A123	29	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A46	719	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	41	A141	A152	1	A172	2	A191	A201	2
A12	48	A34	A42	5096	A61	A73	2	A92	A101	3	A123	30	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A14	9	A34	A46	1244	A65	A75	4	A92	A101	4	A122	41	A143	A151	2	A172	1	A191	A201	1

A11	36	A32	A40	1842	A61	A72	4	A92	A101	4	A123	34	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A12	7	A32	A43	2576	A61	A73	2	A93	A103	2	A121	35	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A13	12	A32	A42	1424	A65	A75	3	A92	A101	4	A121	55	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A12	15	A33	A45	1512	A64	A73	3	A94	A101	3	A122	61	A142	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	36	A34	A41	11054	A65	A73	4	A93	A101	2	A123	30	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A14	6	A32	A43	518	A61	A73	3	A92	A101	1	A121	29	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A30	A42	2759	A61	A75	2	A93	A101	4	A122	34	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A41	2670	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	35	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	24	A32	A40	4817	A61	A74	2	A93	A102	3	A122	31	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	24	A32	A41	2679	A61	A72	4	A92	A101	1	A124	29	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	11	A34	A40	3905	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	36	A143	A151	2	A173	2	A191	A201	1
A11	12	A32	A41	3386	A61	A75	3	A93	A101	4	A124	35	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	2
A11	6	A32	A44	343	A61	A72	4	A92	A101	1	A121	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A43	4594	A61	A72	3	A93	A101	2	A123	32	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	36	A32	A42	3620	A61	A73	1	A93	A103	2	A122	37	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	15	A32	A40	1721	A61	A72	2	A93	A101	3	A121	36	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A42	3017	A61	A72	3	A92	A101	1	A121	34	A143	A151	1	A174	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A48	754	A65	A75	4	A93	A101	4	A122	38	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A49	1950	A61	A74	4	A93	A101	1	A123	34	A142	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A32	A41	2924	A61	A73	3	A93	A103	4	A124	63	A141	A152	1	A173	2	A192	A201	1
A11	24	A33	A43	1659	A61	A72	4	A92	A101	2	A123	29	A143	A151	1	A172	1	A192	A201	2
A14	48	A33	A43	7238	A65	A75	3	A93	A101	3	A123	32	A141	A152	2	A173	2	A191	A201	1
A14	33	A33	A49	2764	A61	A73	2	A92	A101	2	A123	26	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A33	A41	4679	A61	A74	3	A93	A101	3	A123	35	A143	A152	2	A172	1	A192	A201	1
A12	24	A32	A43	3092	A62	A72	3	A94	A101	2	A123	22	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	2
A11	6	A32	A46	448	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	23	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	9	A32	A40	654	A61	A73	4	A93	A101	3	A123	28	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A14	6	A32	A48	1238	A65	A71	4	A93	A101	4	A122	36	A143	A152	1	A174	2	A192	A201	1
A12	18	A34	A43	1245	A61	A73	4	A94	A101	2	A123	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	18	A30	A42	3114	A61	A72	1	A92	A101	4	A122	26	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	39	A32	A41	2569	A63	A73	4	A93	A101	4	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A13	24	A32	A43	5152	A61	A74	4	A93	A101	2	A123	25	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A49	1037	A62	A74	3	A93	A101	4	A121	39	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A11	15	A34	A42	1478	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	44	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A12	12	A34	A43	3573	A61	A73	1	A92	A101	1	A121	23	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A40	1201	A61	A72	4	A93	A101	1	A122	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	30	A32	A42	3622	A64	A75	4	A92	A101	4	A122	57	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	1
A14	15	A33	A42	960	A64	A74	3	A92	A101	2	A122	30	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A40	1163	A63	A73	4	A93	A101	4	A121	44	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	6	A33	A40	1209	A61	A71	4	A93	A101	4	A122	47	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A14	12	A32	A43	3077	A61	A73	2	A93	A101	4	A123	52	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A32	A40	3757	A61	A75	4	A92	A102	4	A124	62	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A14	10	A32	A40	1418	A62	A73	3	A93	A101	2	A121	35	A143	A151	1	A172	1	A191	A202	1
A14	6	A32	A40	3518	A61	A73	2	A93	A103	3	A122	26	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A43	1934	A61	A75	2	A93	A101	2	A124	26	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1

A12	27	A30	A49	8318	A61	A75	2	A92	A101	4	A124	42	A143	A153	2	A174	1	A192	A201	2
A14	6	A34	A43	1237	A62	A73	1	A92	A101	1	A122	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	6	A32	A43	368	A65	A75	4	A93	A101	4	A122	38	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A34	A40	2122	A61	A73	3	A93	A101	2	A121	39	A143	A151	2	A172	2	A191	A202	1
A11	24	A32	A42	2996	A65	A73	2	A94	A101	4	A123	20	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	36	A32	A42	9034	A62	A72	4	A93	A102	1	A124	29	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	2
A14	24	A34	A42	1585	A61	A74	4	A93	A101	3	A122	40	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A43	1301	A61	A75	4	A94	A103	2	A121	32	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A13	6	A34	A40	1323	A62	A75	2	A91	A101	4	A123	28	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A11	24	A32	A40	3123	A61	A72	4	A92	A101	1	A122	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	36	A32	A41	5493	A61	A75	2	A93	A101	4	A124	42	A143	A153	1	A173	2	A191	A201	1
A13	9	A32	A43	1126	A62	A75	2	A91	A101	4	A121	49	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A34	A43	1216	A62	A72	4	A93	A101	4	A124	38	A141	A152	2	A173	2	A191	A201	2
A11	24	A32	A40	1207	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	24	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	10	A32	A40	1309	A65	A73	4	A93	A103	4	A122	27	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A13	15	A34	A41	2360	A63	A73	2	A93	A101	2	A123	36	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	15	A31	A40	6850	A62	A71	1	A93	A101	2	A122	34	A143	A152	1	A174	2	A192	A201	2
A14	24	A32	A43	1413	A61	A73	4	A94	A101	2	A122	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	39	A32	A41	8588	A62	A75	4	A93	A101	2	A123	45	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A40	759	A61	A74	4	A93	A101	2	A121	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	36	A32	A41	4686	A61	A73	2	A93	A101	2	A124	32	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A13	15	A32	A49	2687	A61	A74	2	A93	A101	4	A122	26	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A12	12	A33	A43	585	A61	A73	4	A94	A102	4	A121	20	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A40	2255	A65	A72	4	A93	A101	1	A122	54	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	6	A34	A40	609	A61	A74	4	A92	A101	3	A122	37	A143	A152	2	A173	1	A191	A202	1
A11	6	A34	A40	1361	A61	A72	2	A93	A101	4	A121	40	A143	A152	1	A172	2	A191	A202	1
A14	36	A34	A42	7127	A61	A72	2	A92	A101	4	A122	23	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	2
A11	6	A32	A40	1203	A62	A75	3	A93	A101	2	A122	43	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	6	A34	A43	700	A65	A75	4	A93	A101	4	A124	36	A143	A153	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A45	5507	A61	A75	3	A93	A101	4	A124	44	A143	A153	2	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A43	3190	A61	A73	2	A92	A101	2	A121	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	48	A30	A42	7119	A61	A73	3	A93	A101	4	A124	53	A143	A153	2	A173	2	A191	A201	2
A14	24	A32	A41	3488	A62	A74	3	A92	A101	4	A123	23	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A32	A43	1113	A61	A73	4	A92	A103	4	A121	26	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A12	26	A32	A41	7966	A61	A72	2	A93	A101	3	A123	30	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	15	A34	A46	1532	A62	A73	4	A92	A101	3	A123	31	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	4	A34	A43	1503	A61	A74	2	A93	A101	1	A121	42	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A11	36	A32	A43	2302	A61	A73	4	A91	A101	4	A123	31	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A11	6	A32	A40	662	A61	A72	3	A93	A101	4	A121	41	A143	A152	1	A172	2	A192	A201	1
A12	36	A32	A46	2273	A61	A74	3	A93	A101	1	A123	32	A143	A152	2	A173	2	A191	A201	1
A12	15	A32	A40	2631	A62	A73	2	A92	A101	4	A123	28	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	2
A14	12	A33	A41	1503	A61	A73	4	A94	A101	4	A121	41	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A43	1311	A62	A74	4	A94	A101	3	A122	26	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A32	A43	3105	A65	A72	4	A93	A101	2	A123	25	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A13	21	A34	A46	2319	A61	A72	2	A91	A101	1	A123	33	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2

A11	6	A32	A40	1374	A65	A71	4	A92	A101	3	A122	75	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A12	18	A34	A42	3612	A61	A75	3	A92	A101	4	A122	37	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	48	A32	A40	7763	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	42	A141	A153	1	A174	1	A191	A201	2
A13	18	A32	A42	3049	A61	A72	1	A92	A101	1	A122	45	A142	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A43	1534	A61	A72	1	A94	A101	1	A121	23	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A33	A40	2032	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	60	A143	A153	2	A173	1	A192	A201	1
A11	30	A32	A42	6350	A65	A75	4	A93	A101	4	A122	31	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A13	18	A32	A42	2864	A61	A73	2	A93	A101	1	A121	34	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	2
A14	12	A34	A40	1255	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	61	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	24	A33	A40	1333	A61	A71	4	A93	A101	2	A121	43	A143	A153	2	A173	2	A191	A201	2
A14	24	A34	A40	2022	A61	A73	4	A92	A101	4	A123	37	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A32	A43	1552	A61	A74	3	A93	A101	1	A123	32	A141	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	12	A31	A43	626	A61	A73	4	A92	A101	4	A121	24	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A14	48	A34	A41	8858	A65	A74	2	A93	A101	1	A124	35	A143	A153	2	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A45	996	A65	A74	4	A92	A101	4	A121	23	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A31	A43	1750	A63	A75	2	A93	A101	4	A122	45	A141	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A11	48	A32	A43	6999	A61	A74	1	A94	A103	1	A121	34	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A12	12	A34	A40	1995	A62	A72	4	A93	A101	1	A123	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	9	A32	A46	1199	A61	A74	4	A92	A101	4	A122	67	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A43	1331	A61	A72	2	A93	A101	1	A123	22	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	18	A30	A40	2278	A62	A72	3	A92	A101	3	A123	28	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	21	A30	A40	5003	A65	A73	1	A92	A101	4	A122	29	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A11	24	A31	A42	3552	A61	A74	3	A93	A101	4	A123	27	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	18	A34	A42	1928	A61	A72	2	A93	A101	2	A121	31	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A41	2964	A65	A75	4	A93	A101	4	A124	49	A141	A153	1	A173	2	A192	A201	1
A11	24	A31	A43	1546	A61	A74	4	A93	A103	4	A123	24	A141	A151	1	A172	1	A191	A201	2
A13	6	A33	A43	683	A61	A72	2	A92	A101	1	A122	29	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	36	A32	A40	12389	A65	A73	1	A93	A101	4	A124	37	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	2
A12	24	A33	A49	4712	A65	A73	4	A93	A101	2	A122	37	A141	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A12	24	A33	A43	1553	A62	A74	3	A92	A101	2	A122	23	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A40	1372	A61	A74	2	A91	A101	3	A123	36	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A34	A43	2578	A64	A75	2	A93	A101	2	A123	34	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	48	A32	A43	3979	A65	A74	4	A93	A101	1	A123	41	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A11	48	A32	A43	6758	A61	A73	3	A92	A101	2	A123	31	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A11	24	A32	A42	3234	A61	A72	4	A92	A101	4	A121	23	A143	A151	1	A172	1	A192	A201	2
A14	30	A34	A43	5954	A61	A74	3	A93	A102	2	A123	38	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A41	5433	A65	A71	2	A92	A101	4	A122	26	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A11	15	A32	A49	806	A61	A73	4	A92	A101	4	A122	22	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	9	A32	A43	1082	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	27	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	15	A34	A42	2788	A61	A74	2	A92	A102	3	A123	24	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A43	2930	A61	A74	2	A92	A101	1	A121	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A46	1927	A65	A73	3	A92	A101	2	A123	33	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	36	A34	A40	2820	A61	A72	4	A91	A101	4	A123	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A32	A48	937	A61	A72	4	A94	A101	3	A123	27	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A12	18	A34	A40	1056	A61	A75	3	A93	A103	3	A121	30	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	2

A12	12	A34	A40	3124	A61	A72	1	A93	A101	3	A121	49	A141	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A14	9	A32	A42	1388	A61	A73	4	A92	A101	2	A121	26	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	36	A32	A45	2384	A61	A72	4	A93	A101	1	A124	33	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	2
A14	12	A32	A40	2133	A65	A75	4	A92	A101	4	A124	52	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A11	18	A32	A42	2039	A61	A73	1	A92	A101	4	A121	20	A141	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A11	9	A34	A40	2799	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	36	A143	A151	2	A173	2	A191	A201	1
A11	12	A32	A42	1289	A61	A73	4	A93	A103	1	A122	21	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A44	1217	A61	A73	4	A94	A101	3	A121	47	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	2
A11	12	A34	A42	2246	A61	A75	3	A93	A101	3	A122	60	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A11	12	A34	A43	385	A61	A74	4	A92	A101	3	A121	58	A143	A152	4	A172	1	A192	A201	1
A12	24	A33	A40	1965	A65	A73	4	A92	A101	4	A123	42	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	1
A14	21	A32	A49	1572	A64	A75	4	A92	A101	4	A121	36	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A40	2718	A61	A73	3	A92	A101	4	A122	20	A143	A151	1	A172	1	A192	A201	2
A11	24	A31	A410	1358	A65	A75	4	A93	A101	3	A123	40	A142	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A12	6	A31	A40	931	A62	A72	1	A92	A101	1	A122	32	A142	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A40	1442	A61	A74	4	A92	A101	4	A123	23	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A12	24	A30	A49	4241	A61	A73	1	A93	A101	4	A121	36	A143	A152	3	A172	1	A192	A201	2
A14	18	A34	A40	2775	A61	A74	2	A93	A101	2	A122	31	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A33	A49	3863	A61	A73	1	A93	A101	2	A124	32	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A12	7	A32	A43	2329	A61	A72	1	A92	A103	1	A121	45	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	9	A32	A42	918	A61	A73	4	A92	A101	1	A122	30	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	24	A31	A46	1837	A61	A74	4	A92	A101	4	A124	34	A141	A153	1	A172	1	A191	A201	2
A14	36	A32	A42	3349	A61	A73	4	A92	A101	2	A123	28	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A13	10	A32	A42	1275	A61	A72	4	A92	A101	2	A122	23	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A31	A42	2828	A63	A73	4	A93	A101	4	A121	22	A142	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A34	A49	4526	A61	A73	3	A93	A101	2	A121	74	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A12	36	A32	A43	2671	A62	A73	4	A92	A102	4	A124	50	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	2
A14	18	A32	A43	2051	A61	A72	4	A93	A101	1	A121	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	15	A32	A41	1300	A65	A75	4	A93	A101	4	A124	45	A141	A153	1	A173	2	A191	A201	1
A11	12	A32	A44	741	A62	A71	4	A92	A101	3	A122	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A13	10	A32	A40	1240	A62	A75	1	A92	A101	4	A124	48	A143	A153	1	A172	2	A191	A201	2
A11	21	A32	A43	3357	A64	A72	4	A92	A101	2	A123	29	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A31	A41	3632	A61	A73	1	A92	A103	4	A123	22	A141	A151	1	A173	1	A191	A202	1
A14	18	A33	A42	1808	A61	A74	4	A92	A101	1	A121	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	48	A30	A49	12204	A65	A73	2	A93	A101	2	A123	48	A141	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A12	60	A33	A43	9157	A65	A73	2	A93	A101	2	A124	27	A143	A153	1	A174	1	A191	A201	1
A11	6	A34	A40	3676	A61	A73	1	A93	A101	3	A121	37	A143	A151	3	A173	2	A191	A201	1
A12	30	A32	A42	3441	A62	A73	2	A92	A102	4	A123	21	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	12	A32	A40	640	A61	A73	4	A91	A101	2	A121	49	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	21	A34	A49	3652	A61	A74	2	A93	A101	3	A122	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A40	1530	A61	A73	3	A93	A101	2	A122	32	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	48	A32	A49	3914	A65	A73	4	A91	A101	2	A121	38	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	12	A32	A42	1858	A61	A72	4	A92	A101	1	A123	22	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A43	2600	A61	A73	4	A93	A101	4	A124	65	A143	A153	2	A173	1	A191	A201	2
A14	15	A32	A43	1979	A65	A75	4	A93	A101	2	A123	35	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1

A13	6	A32	A42	2116	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	41	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	9	A31	A40	1437	A62	A74	2	A93	A101	3	A124	29	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	42	A34	A42	4042	A63	A73	4	A93	A101	4	A121	36	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	9	A32	A46	3832	A65	A75	1	A93	A101	4	A121	64	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A43	3660	A61	A73	2	A92	A101	4	A123	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A31	A42	1553	A61	A73	4	A93	A101	3	A123	44	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	15	A32	A43	1444	A65	A72	4	A93	A101	1	A122	23	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	9	A32	A42	1980	A61	A72	2	A92	A102	2	A123	19	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A12	24	A32	A40	1355	A61	A72	3	A92	A101	4	A123	25	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	2
A14	12	A32	A46	1393	A61	A75	4	A93	A101	4	A122	47	A141	A152	3	A173	2	A192	A201	1
A14	24	A32	A43	1376	A63	A74	4	A92	A101	1	A123	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	60	A33	A43	15653	A61	A74	2	A93	A101	4	A123	21	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A43	1493	A61	A72	4	A92	A101	3	A123	34	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	42	A33	A43	4370	A61	A74	3	A93	A101	2	A122	26	A141	A152	2	A173	2	A192	A201	2
A11	18	A32	A46	750	A61	A71	4	A92	A101	1	A121	27	A143	A152	1	A171	1	A191	A201	2
A12	15	A32	A45	1308	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	38	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	15	A32	A46	4623	A62	A73	3	A93	A101	2	A122	40	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A14	24	A34	A43	1851	A61	A74	4	A94	A103	2	A123	33	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	18	A34	A43	1880	A61	A74	4	A94	A101	1	A122	32	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A14	36	A33	A49	7980	A65	A72	4	A93	A101	4	A123	27	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	2
A11	30	A30	A42	4583	A61	A73	2	A91	A103	2	A121	32	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A32	A40	1386	A63	A73	2	A92	A101	2	A122	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A13	24	A32	A40	947	A61	A74	4	A93	A101	3	A124	38	A141	A153	1	A173	2	A191	A201	2
A11	12	A32	A46	684	A61	A73	4	A93	A101	4	A123	40	A143	A151	1	A172	2	A191	A201	2
A11	48	A32	A46	7476	A61	A74	4	A93	A101	1	A124	50	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A42	1922	A61	A73	4	A93	A101	2	A122	37	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A40	2303	A61	A75	4	A93	A102	1	A121	45	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	36	A33	A40	8086	A62	A75	2	A93	A101	4	A123	42	A143	A152	4	A174	1	A192	A201	2
A14	24	A34	A41	2346	A61	A74	4	A93	A101	3	A123	35	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	14	A32	A40	3973	A61	A71	1	A93	A101	4	A124	22	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A40	888	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	41	A141	A152	1	A172	2	A191	A201	2
A14	48	A32	A43	10222	A65	A74	4	A93	A101	3	A123	37	A142	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	30	A30	A49	4221	A61	A73	2	A92	A101	1	A123	28	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A34	A42	6361	A61	A75	2	A93	A101	1	A124	41	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A13	12	A32	A43	1297	A61	A73	3	A94	A101	4	A121	23	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A40	900	A65	A73	4	A94	A101	2	A123	23	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	21	A32	A42	2241	A61	A75	4	A93	A101	2	A121	50	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	6	A33	A42	1050	A61	A71	4	A93	A101	1	A122	35	A142	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A13	6	A34	A46	1047	A61	A73	2	A92	A101	4	A122	50	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A410	6314	A61	A71	4	A93	A102	2	A124	27	A141	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A12	30	A31	A42	3496	A64	A73	4	A93	A101	2	A123	34	A142	A152	1	A173	2	A192	A201	1
A14	48	A31	A49	3609	A61	A73	1	A92	A101	1	A121	27	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A34	A40	4843	A61	A75	3	A93	A102	4	A122	43	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	2
A13	30	A34	A43	3017	A61	A75	4	A93	A101	4	A122	47	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A49	4139	A62	A73	3	A93	A101	3	A122	27	A143	A152	2	A172	1	A192	A201	1

A14	36	A32	A49	5742	A62	A74	2	A93	A101	2	A123	31	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	60	A32	A40	10366	A61	A75	2	A93	A101	4	A122	42	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A14	6	A34	A40	2080	A63	A73	1	A94	A101	2	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	21	A33	A49	2580	A63	A72	4	A93	A101	2	A121	41	A141	A152	1	A172	2	A191	A201	2
A14	30	A34	A43	4530	A61	A74	4	A92	A101	4	A123	26	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A14	24	A34	A42	5150	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	33	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	72	A32	A43	5595	A62	A73	2	A94	A101	2	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A43	2384	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	64	A141	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A43	1453	A61	A72	3	A92	A101	1	A121	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A32	A46	1538	A61	A72	1	A92	A101	2	A124	56	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A32	A43	2279	A65	A73	4	A93	A101	4	A124	37	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A14	15	A33	A43	1478	A61	A73	4	A94	A101	3	A121	33	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A43	5103	A61	A72	3	A94	A101	3	A124	47	A143	A153	3	A173	1	A192	A201	1
A12	36	A33	A49	9857	A62	A74	1	A93	A101	3	A122	31	A143	A152	2	A172	2	A192	A201	1
A14	60	A32	A40	6527	A65	A73	4	A93	A101	4	A124	34	A143	A153	1	A173	2	A192	A201	1
A13	10	A34	A43	1347	A65	A74	4	A93	A101	2	A122	27	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	36	A33	A40	2862	A62	A75	4	A93	A101	3	A124	30	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A14	9	A32	A43	2753	A62	A75	3	A93	A102	4	A123	35	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A40	3651	A64	A73	1	A93	A101	3	A122	31	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	15	A34	A42	975	A61	A73	2	A91	A101	3	A122	25	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	15	A32	A45	2631	A62	A73	3	A92	A101	2	A121	25	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A43	2896	A62	A72	2	A93	A101	1	A123	29	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	6	A34	A40	4716	A65	A72	1	A93	A101	3	A121	44	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A14	24	A32	A43	2284	A61	A74	4	A93	A101	2	A123	28	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	6	A32	A41	1236	A63	A73	2	A93	A101	4	A122	50	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A43	1103	A61	A74	4	A93	A103	3	A121	29	A143	A152	2	A173	1	A191	A202	1
A14	12	A34	A40	926	A61	A71	1	A92	A101	2	A122	38	A143	A152	1	A171	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	1800	A61	A73	4	A93	A101	2	A123	24	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A13	15	A32	A46	1905	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	40	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A42	1123	A63	A73	4	A92	A101	4	A123	29	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	2
A11	48	A34	A41	6331	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	46	A143	A153	2	A173	1	A192	A201	2
A13	24	A32	A43	1377	A62	A75	4	A92	A101	2	A124	47	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A12	30	A33	A49	2503	A62	A75	4	A93	A101	2	A122	41	A142	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	27	A32	A49	2528	A61	A72	4	A92	A101	1	A122	32	A143	A152	1	A173	2	A192	A201	1
A14	15	A32	A40	5324	A63	A75	1	A92	A101	4	A124	35	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A12	48	A32	A40	6560	A62	A74	3	A93	A101	2	A122	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	12	A30	A42	2969	A61	A72	4	A92	A101	3	A122	25	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A12	9	A32	A43	1206	A61	A75	4	A92	A101	4	A121	25	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	9	A32	A43	2118	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	37	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	629	A63	A75	4	A93	A101	3	A122	32	A141	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A11	6	A31	A46	1198	A61	A75	4	A92	A101	4	A124	35	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	2
A14	21	A32	A41	2476	A65	A75	4	A93	A101	4	A121	46	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	9	A34	A43	1138	A61	A73	4	A93	A101	4	A121	25	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A12	60	A32	A40	14027	A61	A74	4	A93	A101	2	A124	27	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A14	30	A34	A41	7596	A65	A75	1	A93	A101	4	A123	63	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1

A14	30	A34	A43	3077	A65	A75	3	A93	A101	2	A123	40	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A14	18	A32	A43	1505	A61	A73	4	A93	A101	2	A124	32	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A13	24	A34	A43	3148	A65	A73	3	A93	A101	2	A123	31	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	20	A30	A41	6148	A62	A75	3	A94	A101	4	A123	31	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A13	9	A30	A43	1337	A61	A72	4	A93	A101	2	A123	34	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A12	6	A31	A46	433	A64	A72	4	A92	A101	2	A122	24	A141	A151	1	A173	2	A191	A201	2
A11	12	A32	A40	1228	A61	A73	4	A92	A101	2	A121	24	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A12	9	A32	A43	790	A63	A73	4	A92	A101	3	A121	66	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	27	A32	A40	2570	A61	A73	3	A92	A101	3	A121	21	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	6	A34	A40	250	A64	A73	2	A92	A101	2	A121	41	A141	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	15	A34	A43	1316	A63	A73	2	A94	A101	2	A122	47	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A43	1882	A61	A73	4	A92	A101	4	A123	25	A141	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A12	48	A31	A49	6416	A61	A75	4	A92	A101	3	A124	59	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A13	24	A34	A49	1275	A64	A73	2	A91	A101	4	A121	36	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	24	A33	A43	6403	A61	A72	1	A93	A101	2	A123	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A43	1987	A61	A73	2	A93	A101	4	A121	21	A143	A151	1	A172	2	A191	A201	2
A12	8	A32	A43	760	A61	A74	4	A92	A103	2	A121	44	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A41	2603	A64	A73	2	A92	A101	4	A123	28	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A14	4	A34	A40	3380	A61	A74	1	A92	A101	1	A121	37	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A12	36	A31	A44	3990	A65	A72	3	A92	A101	2	A124	29	A141	A152	1	A171	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A41	11560	A61	A73	1	A92	A101	4	A123	23	A143	A151	2	A174	1	A191	A201	2
A11	18	A32	A40	4380	A62	A73	3	A93	A101	4	A123	35	A143	A152	1	A172	2	A192	A201	1
A14	6	A34	A40	6761	A61	A74	1	A93	A101	3	A124	45	A143	A152	2	A174	2	A192	A201	1
A12	30	A30	A49	4280	A62	A73	4	A92	A101	4	A123	26	A143	A151	2	A172	1	A191	A201	2
A11	24	A31	A40	2325	A62	A74	2	A93	A101	3	A123	32	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	10	A31	A43	1048	A61	A73	4	A93	A101	4	A121	23	A142	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	21	A32	A43	3160	A65	A75	4	A93	A101	3	A122	41	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A31	A42	2483	A63	A73	4	A93	A101	4	A121	22	A142	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	39	A34	A42	14179	A65	A74	4	A93	A101	4	A122	30	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A11	13	A34	A49	1797	A61	A72	3	A93	A101	1	A122	28	A141	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	15	A32	A40	2511	A61	A71	1	A92	A101	4	A123	23	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A40	1274	A61	A72	3	A92	A101	1	A121	37	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A14	21	A32	A41	5248	A65	A73	1	A93	A101	3	A123	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	15	A32	A41	3029	A61	A74	2	A93	A101	2	A123	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	6	A32	A42	428	A61	A75	2	A92	A101	1	A122	49	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	18	A32	A40	976	A61	A72	1	A92	A101	2	A123	23	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A12	12	A32	A49	841	A62	A74	2	A92	A101	4	A121	23	A143	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A14	30	A34	A43	5771	A61	A74	4	A92	A101	2	A123	25	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A33	A45	1555	A64	A75	4	A93	A101	4	A124	55	A143	A153	2	A173	2	A191	A201	2
A11	24	A32	A40	1285	A65	A74	4	A92	A101	4	A124	32	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A13	6	A34	A40	1299	A61	A73	1	A93	A101	1	A121	74	A143	A152	3	A171	2	A191	A202	1
A13	15	A34	A43	1271	A65	A73	3	A93	A101	4	A124	39	A143	A153	2	A173	1	A192	A201	2
A14	24	A32	A40	1393	A61	A73	2	A93	A103	2	A121	31	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	12	A34	A40	691	A61	A75	4	A93	A101	3	A122	35	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	15	A34	A40	5045	A65	A75	1	A92	A101	4	A123	59	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1

A11	18	A34	A42	2124	A61	A73	4	A92	A101	4	A121	24	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A11	12	A32	A43	2214	A61	A73	4	A93	A101	3	A122	24	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	21	A34	A40	12680	A65	A75	4	A93	A101	4	A124	30	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	2
A14	24	A34	A40	2463	A62	A74	4	A94	A101	3	A122	27	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A43	1155	A61	A75	3	A94	A103	3	A121	40	A141	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	30	A32	A42	3108	A61	A72	2	A91	A101	4	A122	31	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A14	10	A32	A41	2901	A65	A72	1	A92	A101	4	A121	31	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A34	A42	3617	A61	A75	1	A93	A101	4	A123	28	A143	A151	3	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A43	1655	A61	A75	2	A93	A101	4	A121	63	A143	A152	2	A172	1	A192	A201	1
A11	24	A32	A41	2812	A65	A75	2	A92	A101	4	A121	26	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	36	A34	A46	8065	A61	A73	3	A92	A101	2	A124	25	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A14	21	A34	A41	3275	A61	A75	1	A93	A101	4	A123	36	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A14	24	A34	A43	2223	A62	A75	4	A93	A101	4	A122	52	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A13	12	A34	A40	1480	A63	A71	2	A93	A101	4	A124	66	A141	A153	3	A171	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A40	1371	A65	A73	4	A92	A101	4	A121	25	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	36	A34	A40	3535	A61	A74	4	A93	A101	4	A123	37	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	18	A32	A43	3509	A61	A74	4	A92	A103	1	A121	25	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	36	A34	A41	5711	A64	A75	4	A93	A101	2	A123	38	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A12	18	A32	A45	3872	A61	A71	2	A92	A101	4	A123	67	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	39	A34	A43	4933	A61	A74	2	A93	A103	2	A121	25	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A34	A40	1940	A64	A75	4	A93	A101	4	A121	60	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	12	A30	A48	1410	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	31	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A12	12	A32	A40	836	A62	A72	4	A92	A101	2	A122	23	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A12	20	A32	A41	6468	A65	A71	1	A91	A101	4	A121	60	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A12	18	A32	A49	1941	A64	A73	4	A93	A101	2	A122	35	A143	A152	1	A172	1	A192	A201	1
A14	22	A32	A43	2675	A63	A75	3	A93	A101	4	A123	40	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	48	A34	A41	2751	A65	A75	4	A93	A101	3	A123	38	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A12	48	A33	A46	6224	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	50	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	2
A11	40	A34	A46	5998	A61	A73	4	A93	A101	3	A124	27	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A12	21	A32	A49	1188	A61	A75	2	A92	A101	4	A122	39	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	2
A14	24	A32	A41	6313	A65	A75	3	A93	A101	4	A123	41	A143	A152	1	A174	2	A192	A201	1
A14	6	A34	A42	1221	A65	A73	1	A94	A101	2	A122	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A13	24	A32	A42	2892	A61	A75	3	A91	A101	4	A124	51	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A42	3062	A63	A75	4	A93	A101	3	A124	32	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A14	9	A32	A42	2301	A62	A72	2	A92	A101	4	A122	22	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A41	7511	A65	A75	1	A93	A101	4	A122	51	A143	A153	1	A173	2	A192	A201	2
A14	12	A34	A42	1258	A61	A72	2	A92	A101	4	A122	22	A143	A151	2	A172	1	A191	A201	1
A14	24	A33	A40	717	A65	A75	4	A94	A101	4	A123	54	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A12	9	A32	A40	1549	A65	A72	4	A93	A101	2	A121	35	A143	A152	1	A171	1	A191	A201	1
A14	24	A34	A46	1597	A61	A75	4	A93	A101	4	A124	54	A143	A153	2	A173	2	A191	A201	1
A12	18	A34	A43	1795	A61	A75	3	A92	A103	4	A121	48	A141	A151	2	A172	1	A192	A201	1
A11	20	A34	A42	4272	A61	A75	1	A92	A101	4	A122	24	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A43	976	A65	A75	4	A93	A101	4	A123	35	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	12	A32	A40	7472	A65	A71	1	A92	A101	2	A121	24	A143	A151	1	A171	1	A191	A201	1
A11	36	A32	A40	9271	A61	A74	2	A93	A101	1	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2

A12	6	A32	A43	590	A61	A72	3	A94	A101	3	A121	26	A143	A152	1	A172	1	A191	A202	1
A14	12	A34	A43	930	A65	A75	4	A93	A101	4	A121	65	A143	A152	4	A173	1	A191	A201	1
A12	42	A31	A41	9283	A61	A71	1	A93	A101	2	A124	55	A141	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A12	15	A30	A40	1778	A61	A72	2	A92	A101	1	A121	26	A143	A151	2	A171	1	A191	A201	2
A12	8	A32	A49	907	A61	A72	3	A94	A101	2	A121	26	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A12	6	A32	A43	484	A61	A74	3	A94	A103	3	A121	28	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A11	36	A34	A41	9629	A61	A74	4	A93	A101	4	A123	24	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A11	48	A32	A44	3051	A61	A73	3	A93	A101	4	A123	54	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	48	A32	A40	3931	A61	A74	4	A93	A101	4	A124	46	A143	A153	1	A173	2	A191	A201	2
A12	36	A33	A40	7432	A61	A73	2	A92	A101	2	A122	54	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A32	A44	1338	A63	A73	1	A91	A101	4	A121	62	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A34	A43	1554	A61	A74	1	A92	A101	2	A123	24	A143	A151	2	A173	1	A192	A201	1
A11	36	A32	A410	15857	A61	A71	2	A91	A102	3	A123	43	A143	A152	1	A174	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A43	1345	A61	A73	4	A94	A101	3	A121	26	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	12	A32	A40	1101	A61	A73	3	A94	A101	2	A121	27	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A13	12	A32	A43	3016	A61	A73	3	A94	A101	1	A123	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	36	A32	A42	2712	A61	A75	2	A93	A101	2	A122	41	A141	A152	1	A173	2	A191	A201	2
A11	8	A34	A40	731	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	47	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A42	3780	A61	A72	3	A91	A101	2	A123	35	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A11	21	A34	A40	1602	A61	A75	4	A94	A101	3	A123	30	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	18	A34	A40	3966	A61	A75	1	A92	A101	4	A121	33	A141	A151	3	A173	1	A192	A201	2
A14	18	A30	A49	4165	A61	A73	2	A93	A101	2	A123	36	A142	A152	2	A173	2	A191	A201	2
A11	36	A32	A41	8335	A65	A75	3	A93	A101	4	A124	47	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	2
A12	48	A33	A49	6681	A65	A73	4	A93	A101	4	A124	38	A143	A153	1	A173	2	A192	A201	1
A14	24	A33	A49	2375	A63	A73	4	A93	A101	2	A123	44	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A11	18	A32	A40	1216	A61	A72	4	A92	A101	3	A123	23	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	2
A11	45	A30	A49	11816	A61	A75	2	A93	A101	4	A123	29	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A12	24	A32	A43	5084	A65	A75	2	A92	A101	4	A123	42	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A13	15	A32	A43	2327	A61	A72	2	A92	A101	3	A121	25	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A11	12	A30	A40	1082	A61	A73	4	A93	A101	4	A123	48	A141	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A14	12	A32	A43	886	A65	A73	4	A92	A101	2	A123	21	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	4	A32	A42	601	A61	A72	1	A92	A101	3	A121	23	A143	A151	1	A172	2	A191	A201	1
A11	24	A34	A41	2957	A61	A75	4	A93	A101	4	A122	63	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A34	A43	2611	A61	A75	4	A94	A102	3	A121	46	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	36	A32	A42	5179	A61	A74	4	A93	A101	2	A122	29	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	21	A33	A41	2993	A61	A73	3	A93	A101	2	A121	28	A142	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	18	A32	A45	1943	A61	A72	4	A92	A101	4	A121	23	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A31	A49	1559	A61	A74	4	A93	A101	4	A123	50	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	18	A32	A42	3422	A61	A75	4	A93	A101	4	A122	47	A141	A152	3	A173	2	A192	A201	1
A12	21	A32	A42	3976	A65	A74	2	A93	A101	3	A123	35	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	18	A32	A40	6761	A65	A73	2	A93	A101	4	A123	68	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A32	A40	1249	A61	A72	4	A94	A101	2	A121	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	9	A32	A43	1364	A61	A74	3	A93	A101	4	A121	59	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A43	709	A61	A75	4	A93	A101	4	A121	57	A142	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A11	20	A34	A40	2235	A61	A73	4	A94	A103	2	A122	33	A141	A151	2	A173	1	A191	A202	2

A14	24	A34	A41	4042	A65	A74	3	A93	A101	4	A122	43	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	15	A34	A43	1471	A61	A73	4	A93	A101	4	A124	35	A143	A153	2	A173	1	A192	A201	1
A11	18	A31	A40	1442	A61	A74	4	A93	A101	4	A124	32	A143	A153	2	A172	2	A191	A201	2
A14	36	A33	A40	10875	A61	A75	2	A93	A101	2	A123	45	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A14	24	A32	A40	1474	A62	A72	4	A94	A101	3	A121	33	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	10	A32	A48	894	A65	A74	4	A92	A101	3	A122	40	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	15	A34	A42	3343	A61	A73	4	A93	A101	2	A124	28	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A11	15	A32	A40	3959	A61	A73	3	A92	A101	2	A122	29	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	9	A32	A40	3577	A62	A73	1	A93	A103	2	A121	26	A143	A151	1	A173	2	A191	A202	1
A14	24	A34	A41	5804	A64	A73	4	A93	A101	2	A121	27	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A33	A49	2169	A61	A73	4	A94	A101	2	A123	28	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A11	24	A32	A43	2439	A61	A72	4	A92	A101	4	A121	35	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	27	A34	A42	4526	A64	A72	4	A93	A101	2	A121	32	A142	A152	2	A172	2	A192	A201	1
A14	10	A32	A42	2210	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	25	A141	A151	1	A172	1	A191	A201	2
A14	15	A32	A42	2221	A63	A73	2	A92	A101	4	A123	20	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A43	2389	A61	A72	4	A92	A101	1	A123	27	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A42	3331	A61	A75	2	A93	A101	4	A122	42	A142	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	36	A32	A49	7409	A65	A75	3	A93	A101	2	A122	37	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A42	652	A61	A75	4	A92	A101	4	A122	24	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A14	36	A33	A42	7678	A63	A74	2	A92	A101	4	A123	40	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A13	6	A34	A40	1343	A61	A75	1	A93	A101	4	A121	46	A143	A152	2	A173	2	A191	A202	1
A11	24	A34	A49	1382	A62	A74	4	A93	A101	1	A121	26	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	15	A32	A44	874	A65	A72	4	A92	A101	1	A121	24	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	12	A32	A42	3590	A61	A73	2	A93	A102	2	A122	29	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A12	11	A34	A40	1322	A64	A73	4	A92	A101	4	A123	40	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	18	A31	A43	1940	A61	A72	3	A93	A102	4	A124	36	A141	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A14	36	A32	A43	3595	A61	A75	4	A93	A101	2	A123	28	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	9	A32	A40	1422	A61	A72	3	A93	A101	2	A124	27	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	2
A14	30	A34	A43	6742	A65	A74	2	A93	A101	3	A122	36	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A41	7814	A61	A74	3	A93	A101	3	A123	38	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A14	24	A32	A41	9277	A65	A73	2	A91	A101	4	A124	48	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	1
A12	30	A34	A40	2181	A65	A75	4	A93	A101	4	A121	36	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	18	A34	A43	1098	A61	A71	4	A92	A101	4	A123	65	A143	A152	2	A171	1	A191	A201	1
A12	24	A32	A42	4057	A61	A74	3	A91	A101	3	A123	43	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A11	12	A32	A46	795	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	53	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A12	24	A34	A49	2825	A65	A74	4	A93	A101	3	A124	34	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A12	48	A32	A49	15672	A61	A73	2	A93	A101	2	A123	23	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	36	A34	A40	6614	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	34	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	1
A14	28	A31	A41	7824	A65	A72	3	A93	A103	4	A121	40	A141	A151	2	A173	2	A192	A201	1
A11	27	A34	A49	2442	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	43	A142	A152	4	A174	2	A192	A201	1
A14	15	A34	A43	1829	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	46	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A11	12	A34	A40	2171	A61	A73	4	A93	A101	4	A122	38	A141	A152	2	A172	1	A191	A202	1
A12	36	A34	A41	5800	A61	A73	3	A93	A101	4	A123	34	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	18	A34	A43	1169	A65	A73	4	A93	A101	3	A122	29	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	36	A33	A41	8947	A65	A74	3	A93	A101	2	A123	31	A142	A152	1	A174	2	A192	A201	1

A11	21	A32	A43	2606	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	28	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A34	A42	1592	A64	A74	3	A92	A101	2	A122	35	A143	A152	1	A173	1	A191	A202	1
A14	15	A32	A42	2186	A65	A74	1	A92	A101	4	A121	33	A141	A151	1	A172	1	A191	A201	1
A11	18	A32	A42	4153	A61	A73	2	A93	A102	3	A123	42	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	16	A34	A40	2625	A61	A75	2	A93	A103	4	A122	43	A141	A151	1	A173	1	A192	A201	2
A14	20	A34	A40	3485	A65	A72	2	A91	A101	4	A121	44	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	1
A14	36	A34	A41	10477	A65	A75	2	A93	A101	4	A124	42	A143	A153	2	A173	1	A191	A201	1
A14	15	A32	A43	1386	A65	A73	4	A94	A101	2	A121	40	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A14	24	A32	A43	1278	A61	A75	4	A93	A101	1	A121	36	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	12	A32	A43	1107	A61	A73	2	A93	A101	2	A121	20	A143	A151	1	A174	2	A192	A201	1
A11	21	A32	A40	3763	A65	A74	2	A93	A102	2	A121	24	A143	A152	1	A172	1	A191	A202	1
A12	36	A32	A46	3711	A65	A73	2	A94	A101	2	A123	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	15	A33	A41	3594	A61	A72	1	A92	A101	2	A122	46	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A12	9	A32	A40	3195	A65	A73	1	A92	A101	2	A121	33	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A14	36	A33	A43	4454	A61	A73	4	A92	A101	4	A121	34	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A12	24	A34	A42	4736	A61	A72	2	A92	A101	4	A123	25	A141	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A12	30	A32	A43	2991	A65	A75	2	A92	A101	4	A123	25	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	11	A32	A49	2142	A64	A75	1	A91	A101	2	A121	28	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A31	A49	3161	A61	A73	4	A93	A101	2	A122	31	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	2
A12	48	A30	A410	18424	A61	A73	1	A92	A101	2	A122	32	A141	A152	1	A174	1	A192	A202	2
A14	10	A32	A41	2848	A62	A73	1	A93	A102	2	A121	32	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	1
A11	6	A32	A40	14896	A61	A75	1	A93	A101	4	A124	68	A141	A152	1	A174	1	A192	A201	2
A11	24	A32	A42	2359	A62	A71	1	A91	A101	1	A122	33	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A11	24	A32	A42	3345	A61	A75	4	A93	A101	2	A122	39	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	2
A14	18	A34	A42	1817	A61	A73	4	A92	A101	2	A124	28	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	48	A33	A43	12749	A63	A74	4	A93	A101	1	A123	37	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	9	A32	A43	1366	A61	A72	3	A92	A101	4	A122	22	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A12	12	A32	A40	2002	A61	A74	3	A93	A101	4	A122	30	A143	A151	1	A173	2	A192	A201	1
A11	24	A31	A42	6872	A61	A72	2	A91	A101	1	A122	55	A141	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A11	12	A31	A40	697	A61	A72	4	A93	A101	2	A123	46	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A11	18	A34	A42	1049	A61	A72	4	A92	A101	4	A122	21	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A11	48	A32	A41	10297	A61	A74	4	A93	A101	4	A124	39	A142	A153	3	A173	2	A192	A201	2
A14	30	A32	A43	1867	A65	A75	4	A93	A101	4	A123	58	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	12	A33	A40	1344	A61	A73	4	A93	A101	2	A121	43	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A11	24	A32	A42	1747	A61	A72	4	A93	A102	1	A122	24	A143	A152	1	A172	1	A191	A202	1
A12	9	A32	A43	1670	A61	A72	4	A92	A101	2	A123	22	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	2
A14	9	A34	A40	1224	A61	A73	3	A93	A101	1	A121	30	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A43	522	A63	A75	4	A93	A101	4	A122	42	A143	A152	2	A173	2	A192	A201	1
A11	12	A32	A43	1498	A61	A73	4	A92	A101	1	A123	23	A141	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	30	A33	A43	1919	A62	A72	4	A93	A101	3	A124	30	A142	A152	2	A174	1	A191	A201	2
A13	9	A32	A43	745	A61	A73	3	A92	A101	2	A121	28	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A12	6	A32	A43	2063	A61	A72	4	A94	A101	3	A123	30	A143	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A12	60	A32	A46	6288	A61	A73	4	A93	A101	4	A124	42	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	2
A14	24	A34	A41	6842	A65	A73	2	A93	A101	4	A122	46	A143	A152	2	A174	2	A192	A201	1
A14	12	A32	A40	3527	A65	A72	2	A93	A101	3	A122	45	A143	A152	1	A174	2	A192	A201	1

A14	10	A32	A40	1546	A61	A73	3	A93	A101	2	A121	31	A143	A152	1	A172	2	A191	A202	1
A14	24	A32	A42	929	A65	A74	4	A93	A101	2	A123	31	A142	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	4	A34	A40	1455	A61	A74	2	A93	A101	1	A121	42	A143	A152	3	A172	2	A191	A201	1
A11	15	A32	A42	1845	A61	A72	4	A92	A103	1	A122	46	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	1
A12	48	A30	A40	8358	A63	A72	1	A92	A101	1	A123	30	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A31	A42	3349	A63	A72	4	A93	A101	4	A124	30	A143	A153	1	A173	2	A192	A201	2
A14	12	A32	A40	2859	A65	A71	4	A93	A101	4	A124	38	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A14	18	A32	A42	1533	A61	A72	4	A94	A102	1	A122	43	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	2
A14	24	A32	A43	3621	A62	A75	2	A93	A101	4	A123	31	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	2
A12	18	A34	A49	3590	A61	A71	3	A94	A101	3	A123	40	A143	A152	3	A171	2	A192	A201	1
A11	36	A33	A49	2145	A61	A74	2	A93	A101	1	A123	24	A143	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A12	24	A32	A41	4113	A63	A72	3	A92	A101	4	A123	28	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	36	A32	A42	10974	A61	A71	4	A92	A101	2	A123	26	A143	A152	2	A174	1	A192	A201	2
A11	12	A32	A40	1893	A61	A73	4	A92	A103	4	A122	29	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A11	24	A34	A43	1231	A64	A75	4	A92	A101	4	A122	57	A143	A151	2	A174	1	A192	A201	1
A13	30	A34	A43	3656	A65	A75	4	A93	A101	4	A122	49	A142	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A12	9	A34	A43	1154	A61	A75	2	A93	A101	4	A121	37	A143	A152	3	A172	1	A191	A201	1
A11	28	A32	A40	4006	A61	A73	3	A93	A101	2	A123	45	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	2
A12	24	A32	A42	3069	A62	A75	4	A93	A101	4	A124	30	A143	A153	1	A173	1	A191	A201	1
A14	6	A34	A43	1740	A61	A75	2	A94	A101	2	A121	30	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	1
A12	21	A33	A40	2353	A61	A73	1	A91	A101	4	A122	47	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	15	A32	A40	3556	A65	A73	3	A93	A101	2	A124	29	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A43	2397	A63	A75	3	A93	A101	2	A123	35	A141	A152	2	A173	1	A192	A201	2
A12	6	A32	A45	454	A61	A72	3	A94	A101	1	A122	22	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	30	A32	A43	1715	A65	A73	4	A92	A101	1	A123	26	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	27	A34	A43	2520	A63	A73	4	A93	A101	2	A122	23	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	2
A14	15	A32	A43	3568	A61	A75	4	A92	A101	2	A123	54	A141	A151	1	A174	1	A192	A201	1
A14	42	A32	A43	7166	A65	A74	2	A94	A101	4	A122	29	A143	A151	1	A173	1	A192	A201	1
A11	11	A34	A40	3939	A61	A73	1	A93	A101	2	A121	40	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A12	15	A32	A45	1514	A62	A73	4	A93	A103	2	A121	22	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A32	A40	7393	A61	A73	1	A93	A101	4	A122	43	A143	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A11	24	A31	A40	1193	A61	A71	1	A92	A102	4	A124	29	A143	A151	2	A171	1	A191	A201	2
A11	60	A32	A49	7297	A61	A75	4	A93	A102	4	A124	36	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A14	30	A34	A43	2831	A61	A73	4	A92	A101	2	A123	33	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A13	24	A32	A43	1258	A63	A73	3	A92	A101	3	A123	57	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A12	6	A32	A43	753	A61	A73	2	A92	A103	3	A121	64	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A12	18	A33	A49	2427	A65	A75	4	A93	A101	2	A122	42	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	24	A33	A40	2538	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	47	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	2
A12	15	A31	A40	1264	A62	A73	2	A94	A101	2	A122	25	A143	A151	1	A173	1	A191	A201	2
A12	30	A34	A42	8386	A61	A74	2	A93	A101	2	A122	49	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	2
A14	48	A32	A49	4844	A61	A71	3	A93	A101	2	A123	33	A141	A151	1	A174	1	A192	A201	2
A13	21	A32	A40	2923	A62	A73	1	A92	A101	1	A123	28	A141	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A11	36	A32	A41	8229	A61	A73	2	A93	A101	2	A122	26	A143	A152	1	A173	2	A191	A201	2
A14	24	A34	A42	2028	A61	A74	2	A93	A101	2	A122	30	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A11	15	A34	A42	1433	A61	A73	4	A92	A101	3	A122	25	A143	A151	2	A173	1	A191	A201	1

A13	42	A30	A49	6289	A61	A72	2	A91	A101	1	A122	33	A143	A152	2	A173	1	A191	A201	1
A14	13	A32	A43	1409	A62	A71	2	A92	A101	4	A121	64	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	24	A32	A41	6579	A61	A71	4	A93	A101	2	A124	29	A143	A153	1	A174	1	A192	A201	1
A12	24	A34	A43	1743	A61	A75	4	A93	A101	2	A122	48	A143	A152	2	A172	1	A191	A201	1
A14	12	A34	A46	3565	A65	A72	2	A93	A101	1	A122	37	A143	A152	2	A172	2	A191	A201	1
A14	15	A31	A43	1569	A62	A75	4	A93	A101	4	A123	34	A141	A152	1	A172	2	A191	A201	1
A11	18	A32	A43	1936	A65	A74	2	A94	A101	4	A123	23	A143	A151	2	A172	1	A191	A201	1
A11	36	A32	A42	3959	A61	A71	4	A93	A101	3	A122	30	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A40	2390	A65	A75	4	A93	A101	3	A123	50	A143	A152	1	A173	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A42	1736	A61	A74	3	A92	A101	4	A121	31	A143	A152	1	A172	1	A191	A201	1
A11	30	A32	A41	3857	A61	A73	4	A91	A101	4	A122	40	A143	A152	1	A174	1	A192	A201	1
A14	12	A32	A43	804	A61	A75	4	A93	A101	4	A123	38	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1
A11	45	A32	A43	1845	A61	A73	4	A93	A101	4	A124	23	A143	A153	1	A173	1	A192	A201	2
A12	45	A34	A41	4576	A62	A71	3	A93	A101	4	A123	27	A143	A152	1	A173	1	A191	A201	1

Процедура аналізу даних та відбору факторів

```

cdata<-read.table("german.txt", h=F, sep="")
# Update column Names
colnames(cdata) <- c("chk_ac_status_1",
                    "duration_month_2", "credit_history_3", "purpose_4",
                    "credit_amount_5", "savings_ac_bond_6", "p_employment_since_7",
                    "instalment_pct_8",
                    "personal_status_9", "other_debtors_or_grantors_10",
                    "present_residence_since_11", "property_type_12", "age_in_yrs_13",
                    "other_instalment_type_14", "housing_type_15",

                    "number_cards_this_bank_16", "job_17", "no_people_liable_for_mntnance_18",
                    "telephone_19", "foreign_worker_20",
                    "good_bad_21")

cdata$duration_month_2 <- as.numeric(cdata$duration_month_2)
cdata$credit_amount_5 <- as.numeric(cdata$credit_amount_5 )
cdata$instalment_pct_8 <- as.numeric(cdata$instalment_pct_8)
cdata$present_residence_since_11 <- as.numeric(cdata$present_residence_since_11)
cdata$age_in_yrs_13 <- as.numeric(cdata$age_in_yrs_13)
cdata$number_cards_this_bank_16 <- as.numeric(cdata$number_cards_this_bank_16)
cdata$no_people_liable_for_mntnance_18 <-
as.numeric(cdata$no_people_liable_for_mntnance_18)
cdata$good_bad_21<-as.factor(ifelse(cdata$good_bad_21 == 1, "Good", "Bad"))

library(scorecard)
bins_tree = woebin(cdata, y="good_bad_21", method="tree", positive = 'Good')
cdata = woebin_ply(cdata, bins_tree)

keep<- c(1:8,12,13,21)
cdata_reduced <- cdata[,keep]
str(cdata_reduced)
div_part_1 <- createDataPartition(y = cdata_reduced_2$good_bad_21, p = 0.7, list = F)
# Train Sample
train_1 <- cdata_reduced_2[div_part_1,] # 70%
pct(train_1$good_bad_21)
# Test Sample
test_1 <- cdata_reduced_2[-div_part_1,] # 30%
pct(test_1$good_bad_21)

```

Блок В. 1. Аналіз даних та відбір факторів (сформовано автором)

Результати побудови логістичної моделі

```

glm_classifier = glm(formula = IsDefault ~ .,
                    family = binomial,
                    data = train_woe)
step(glm_classifier)

imp <- varImp(glm_classifier)
plot(imp)
test_results <- data.frame(IsDefault = test_1$good_bad_21)
test_results$Predicted_GLM <- predict(classifier, type = 'response', newdata =
test_1[-1])
test_results$Predicted_GLM <- ifelse(test_results$Predicted_GLM > 1, 1,
test_results$Predicted_GLM)
test_results$Predicted_GLM <- ifelse(test_results$Predicted_GLM < 0, 0,
test_results$Predicted_GLM)

cutoff <- InformationValue::optimalCutoff(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_GLM)
cutoff
# Making the Confusion Matrix
cm_glm <- caret::confusionMatrix(factor(test_results$good_bad_21),
factor(ifelse(test_results$Predicted_GLM > cutoff, 1, 0)), positive
= "1")

cm_glm

InformationValue::plotROC(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_GLM)
InformationValue::ks_stat(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_GLM)
InformationValue::ks_plot(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_GLM)
acc_results <- data.frame(Model = "GLM_SM",
                          ACC = round(cm_glm$byClass["Balanced Accuracy"], 4),
                          AUROC = AUROC(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_GLM),
                          KS = ks_stat(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_GLM))
acc_results

```

Блок Г. 1. Побудова логістичної моделі (сформовано автором)

Confusion Matrix and Statistics

	Reference	
Prediction	0	1
0	188	22
1	47	43

Accuracy : 0.77

95% CI : (0.7182, 0.8164)

No Information Rate : 0.7833

P-Value [Acc > NIR] : 0.738437

Kappa : 0.4052

McNemar's Test P-Value : 0.003861

Sensitivity : 0.6615

Specificity : 0.8000

Pos Pred Value : 0.4778

Neg Pred Value : 0.8952

Prevalence : 0.2167

Detection Rate : 0.1433

Detection Prevalence : 0.3000

Balanced Accuracy : 0.7308

'Positive' Class : 1

Блок Г. 2. Результати верифікації логістичної моделі (сформовано автором)

Результати побудови моделі на основі класифікатора випадкового лісу

```

library(randomForest)
classifier_RM = randomForest(x = train_1[-1],
                             y = train_1$good_bad_21,
                             ntree = 500)

step(classifier_RM)

imp <- varImp(classifier_RM)
plot(imp)
test_results <- data.frame(IsDefault = test_1$good_bad_21)
test_results$Predicted_RM <- predict(classifier, type = 'response', newdata =
test_1[-1])
test_results$Predicted_RM <- ifelse(test_results$Predicted_RM > 1, 1,
test_results$Predicted_RM)
test_results$Predicted_RM <- ifelse(test_results$Predicted_RM < 0, 0,
test_results$Predicted_RM)

cutoff <- InformationValue::optimalCutoff(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_RM)
cutoff
# Making the Confusion Matrix
cm_rf <- caret::confusionMatrix(factor(test_results$good_bad_21),
factor(ifelse(test_results$Predicted_RM > cutoff, 1, 0)), positive
= "1")

cm_rf

InformationValue::plotROC(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_RM)
InformationValue::ks_stat(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_RM)
InformationValue::ks_plot(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_RM)
acc_results <- data.frame(Model = "RF_SM",
                           ACC = round(cm_rf$byClass["Balanced Accuracy"], 4),
                           AUROC = AUROC(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_RM),
                           KS = ks_stat(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_RM))
acc_results

```

**Блок Д. 1. Побудова моделі на основі класифікатора випадкового лісу
(сформовано автором)**

Confusion Matrix and Statistics

	Reference	
Prediction	0	1
0	177	33
1	39	51

Accuracy : 0.76
 95% CI : (0.7076, 0.8072)
 No Information Rate : 0.72
 P-Value [Acc > NIR] : 0.06797

Kappa : 0.4175

Mcnemar's Test P-Value : 0.55569

Sensitivity : 0.6071

Specificity : 0.8194

Pos Pred Value : 0.5667

Neg Pred Value : 0.8429

Prevalence : 0.2800

Detection Rate : 0.1700

Detection Prevalence : 0.3000

Balanced Accuracy : 0.7133

'Positive' Class : 1

Блок Д. 2. Результати верифікації моделі випадкового лісу (сформовано автором)

Результати побудови опорно-векторної машини

```

clasiffier_svm <- ksvm(good_bad_21 ~ ., data = train_1, kernel = "vanilladot")

step(clasiffier_svm)

imp <- varImp(clasiffier_svm)
plot(imp)
test_results <- data.frame(IsDefault = test_1$good_bad_21)
test_results$Predicted_SVM <- predict(classifier, type = 'response', newdata =
test_1[-1])
test_results$Predicted_SVM <- ifelse(test_results$Predicted_SVM > 1, 1,
test_results$Predicted_SVM)
test_results$Predicted_SVM <- ifelse(test_results$Predicted_SVM < 0, 0,
test_results$Predicted_SVM)

cutoff <- InformationValue::optimalCutoff(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_SVM)
cutoff
# Making the Confusion Matrix
cm_svm <- caret::confusionMatrix(factor(test_results$good_bad_21),
factor(ifelse(test_results$Predicted_SVM > cutoff, 1, 0)), positive
= "1")

cm_svm

InformationValue::plotROC(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_SVM)
InformationValue::ks_stat(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_SVM)
InformationValue::ks_plot(test_results$good_bad_21, test_results$Predicted_SVM)
acc_results <- data.frame(Model = "SVM_SM",
ACC = round(cm_svm$byClass["Balanced Accuracy"], 4),
AUROC = AUROC(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_SVM),
KS = ks_stat(test_results$good_bad_21,
test_results$Predicted_SVM))
acc_results

```

Блок Е. 1. Побудова моделі на основі опорно-векторної машини (сформовано автором)

Confusion Matrix and Statistics

	Reference	
Prediction	0	1
0	175	35
1	33	57

Accuracy : 0.7733
95% CI : (0.7217, 0.8195)
No Information Rate : 0.6933
P-Value [Acc > NIR] : 0.001281

Kappa : 0.4637

McNemar's Test P-Value : 0.903479

Sensitivity : 0.6196

Specificity : 0.8413

Pos Pred Value : 0.6333

Neg Pred Value : 0.8333

Prevalence : 0.3067

Detection Rate : 0.1900

Detection Prevalence : 0.3000

Balanced Accuracy : 0.7305

'Positive' Class : 1

Блок Е. 2. Результати верифікації моделі опорно-векторної машини
(сформовано автором)

Вхідні коригувальні параметру опорно-векторної машини

Call:

```
svm(formula = good_bad_21 ~ ., data = train_woe, kernel = "linear", cost = 10, probability = TRUE, scale = FALSE)
```

Parameters:

SVM-Type: C-classification

SVM-Kernel: linear

cost: 10

Number of Support Vectors: 388

Number of Classes: 2

Levels:

0 1

Блок Ж. 1. Вхідні коригувальні параметру опорно-векторної машини
(сформовано автором)

Графіки ROC-кривої

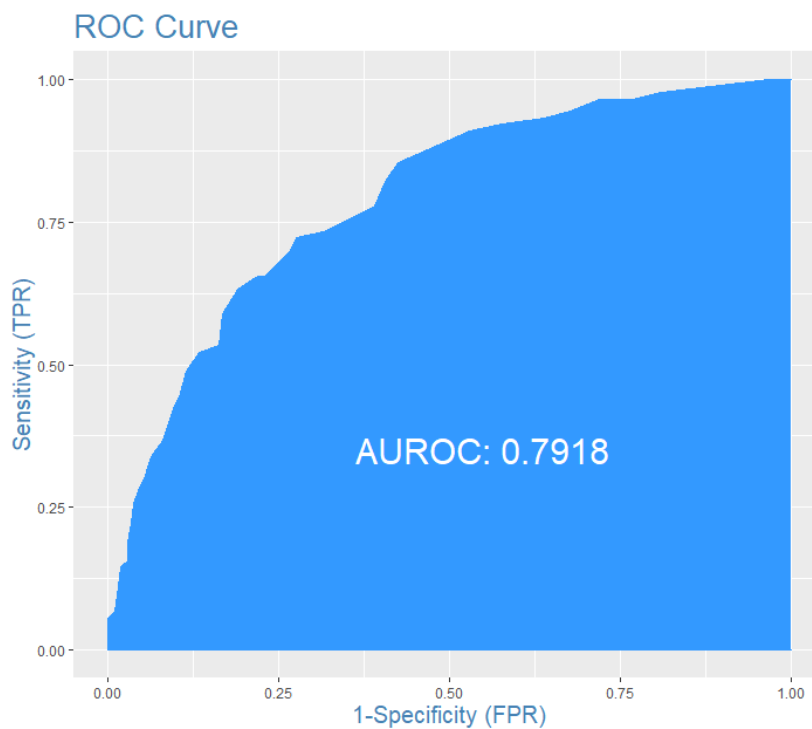


Рис. К. 1. Графік ROC-кривої для логістичної моделі (сформовано автором)

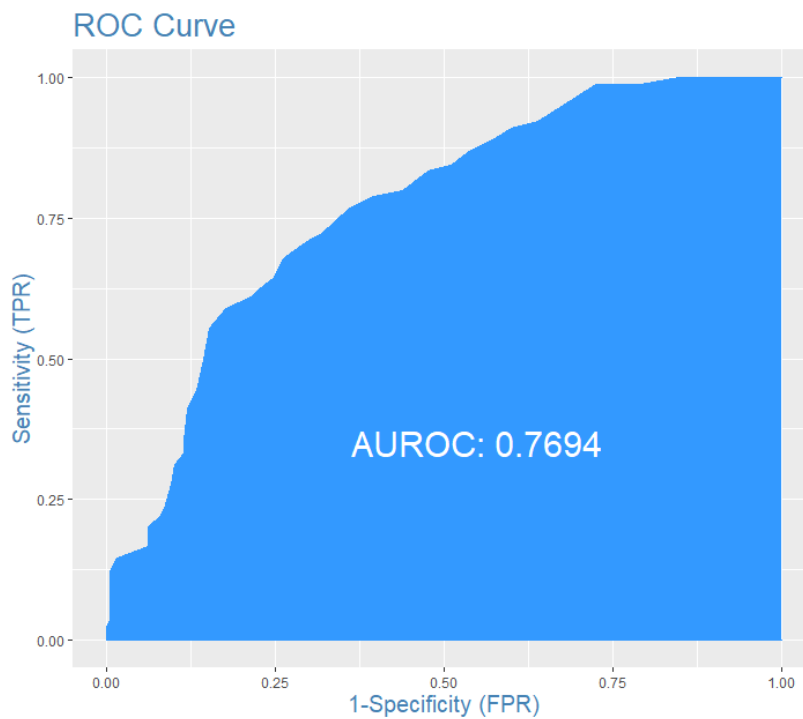


Рис. К. 2. Графік ROC-кривої для класифікатора випадкового лісу (сформовано автором)

Графіки статистики Колмогорова-Смирнова

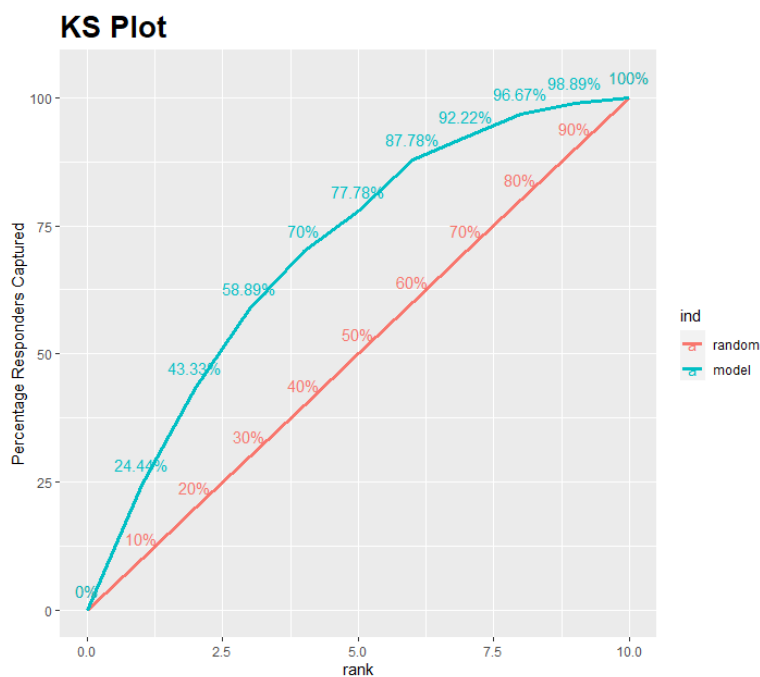


Рис. Л. 1. Графік статистики Колмогорова-Смирнова для логістичної моделі (сформовано автором)

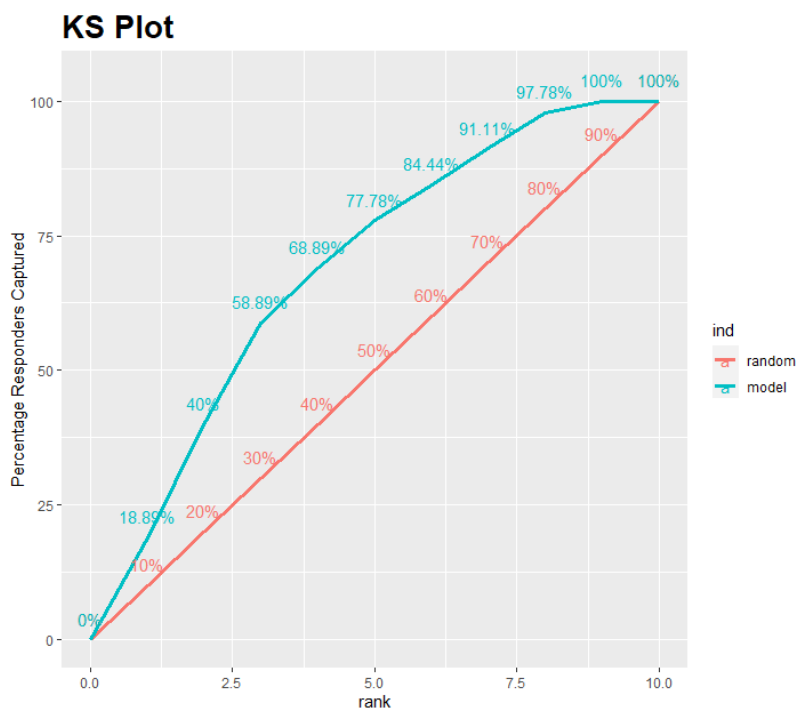


Рис. Л. 2. Графік статистики Колмогорова-Смирнова для класифікатора випадкового лісу (сформовано автором)

Результати ідентифікації надійності клієнтів

Таблиця М. 1

Результати ідентифікації надійності клієнтів згідно з методом класифікатора випадкового лісу

№	Нижня межа діапазону	Верхня межа діапазону	Кількість дефотних у групі (1)	Частка дефотних у групі (1)	Кількість надійних у групі (0)	Частка надійних у групі (0)
1	0,9	1	2	0,02	0	0
2	0,8	0,9	6	0,07	1	0
3	0,7	0,8	10	0,11	12	0,06
4	0,6	0,7	12	0,13	11	0,05
5	0,5	0,6	20	0,22	8	0,04
6	0,4	0,5	11	0,12	23	0,11
7	0,3	0,4	9	0,1	24	0,11
8	0,2	0,3	8	0,09	33	0,16
9	0,1	0,2	11	0,12	40	0,19
10	0	0,1	1	0,01	58	0,28

Джерело: розроблено автором

Таблиця М. 2

Результати ідентифікації надійності клієнтів згідно з методом опорно-векторної машини

№	Нижня межа діапазону	Верхня межа діапазону	Кількість дефотних у групі (1)	Частка дефотних у групі (1)	Кількість надійних у групі (0)	Частка надійних у групі (0)
1	0,9	1	0	0	0	0
2	0,8	0,9	5	0,06	0	0
3	0,7	0,8	8	0,09	3	0,01
4	0,6	0,7	11	0,12	9	0,04
5	0,5	0,6	14	0,16	9	0,04
6	0,4	0,5	20	0,22	21	0,1
7	0,3	0,4	11	0,12	23	0,11
8	0,2	0,3	13	0,14	47	0,22
9	0,1	0,2	6	0,07	55	0,26
10	0	0,1	2	0,02	43	0,2

Джерело: розроблено автором