

**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: **«Оцінювання кредитних ризиків малого і середнього бізнесу»**

Виконала: студентка 2 курсу, групи МЕК-61  
спеціальності 051 «Економіка»  
освітньо-професійної програми  
«Економічна кібернетика»  
Другого (магістерського) рівня вищої освіти  
Артюх Ольга Миколаївна

Керівник – доктор економічних наук, професор  
Матвійчук Андрій Вікторович  
Рецензент – доктор економічних наук, професор  
Аверкина Марина Федорівна

***“РОБОТА ДОПУЩЕНА ДО ЗАХИСТУ”***

**Завідувач кафедри економіко-математичного моделювання  
та інформаційних технологій \_\_\_\_\_ (проф. Власюк А. П.)**  
(підпис)

Протокол № \_\_\_\_ від « \_\_\_\_ « \_\_\_\_\_ 2020 р.

**Острог, 2020**

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.т.н. Власюк А.П.  
“20” січня 2020 року

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

Артюх Ольги Миколаївни

(Прізвище ім'я по батькові)

1. Тема роботи Оцінювання кредитних ризиків малого і середнього бізнесу

керівник роботи Матвійчук Андрій Вікторович, доктор економічних наук, професор,

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

затверджено наказом Національного Університету «Острозька академія» від “20” грудня 2019 року № 501-ст

2. Строк подання студентом роботи 07.12.2020 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	Матвійчук А.В. д.е.н., професор	02.03.2020	02.03.2020
Розділ 2	Новоселецький Олександр Миколайович, к.е.н., доцент	20.04.2020	20.04.2020
Розділ 3	Новоселецький Олександр Миколайович, к.е.н., доцент	25.05.2020	25.05.2020

7. Дата видачі завдання 17.01.2020

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Вивчення літератури	До 30.01.2020	
2.	Розробка змісту (плану)	До 19.02.2020	
3.	Ознайомлення керівника із текстом дипломної роботи (чорновий варіант):		
3.1	Розділ 1	До 16.03.2020	
3.2	Розділ 2	До 11.05.2020	
3.3	Розділ 3	До 07.09.2020	
4.	Ознайомлення керівника із текстом дипломної роботи із врахуванням зауважень	До 26.10.2020	
5.	Попередній захист дипломної роботи	До 23.11.2020	
6.	Рецензування дипломної роботи	До 11.12.2020	
7.	Здача роботи на кафедрі Реєстрація на Moodle	До 07.12.2020	

Студент \_\_\_\_\_  
( підпис )

Артюх О. М.  
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи \_\_\_\_\_  
( підпис )

Матвійчук А.В.  
(прізвище та ініціали)

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	5
РОЗДІЛ 1.	
ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ ДОСЛІДЖЕННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ МАЛОГО ТА СЕРЕДНЬОГО БІЗНЕСУ .....	8
1.1. Сутність поняття кредитного ризику .....	8
1.2. Аналіз існуючих підходів до оцінювання кредитних ризиків .....	16
1.3. Постановка задачі дослідження .....	26
РОЗДІЛ 2.	
ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ МСБ.....	29
2.1. Аналіз сучасного стану та особливості кредитування МСБ в Україні .....	29
2.2. Концептуальні аспекти моделювання кредитних ризиків МСБ.....	43
2.3. Моделювання кредитних ризиків МСБ .....	49
РОЗДІЛ 3.	
ДОСЛІДЖЕННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ МАЛОГО ТА СЕРЕДНЬОГО БІЗНЕСУ .....	82
3.1. Валідація моделі .....	82
3.2. Оцінка очікуваного ефекту моделювання кредитних ризиків МСБ .....	88
3.3. Шляхи зниження рівня ризиковості здійснення кредитних операцій .....	93
ВИСНОВКИ.....	96
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	99
ДОДАТКИ.....	106

## ВСТУП

**Актуальність дослідження.** Важливою ланкою національної економіки будь-якої країни є малий та середній бізнес. Саме завдяки розвитку та процвітанню таких підприємств наповнюються місцеві бюджети, що особливо важливо для України в процесі поглиблення децентралізації. Як відомо, бізнес будь-якого масштабу потребує вкладень для його розвитку та розширеного виробництва, і основним джерелом надходжень позикового капіталу є саме комерційні банки.

У свою чергу банкам вигідно надавати кредити лише за певного допустимого рівня ризику та дотримання вимог, що дозволять отримати бажані вигоди обом сторонам: бізнесу отримати необхідний капітал для зростання та розширення, а банку отримати прибуток від вдалого інвестування. За таких умов виникає певний конфлікт інтересів позичальника і банківської установи. Позичальник хоче максимізувати суму позики за мінімальної відсоткової ставки, в той час як інтерес банку в максимізації поверненої суми і відсотків за нею, іншими словами мінімізації кредитного ризику неповернення.

Дослідженням кредитних ризиків присвячено чимало праць. Зокрема В.Вітлінський та Г. Великоіваненко [1] приділяють значну увагу узагальненню та побудові методичних аспектів та інструментів ризикології як науки у різних сферах її прояву, зокрема підприємстві. Також автори проводять комплексну та ґрунтовну оцінку як кількісної міри ризику, так і встановлення його ступеня та системних характеристик. Також у дослідженнях таких вчених як Гаряга Л.О. [4], Міщенко В.І.[7] досліджуються аспекти банківського кредитування та особливості цієї операції, зокрема в числі інших. Щодо кредитних ризиків та кредитного менеджменту, то роботи Матосової Д.В.[6], Колодізева О.М. [12] звертають увагу на методи кількісного аналізу ризику, такі як метод фінансових коефіцієнтів, статистичні, класифікаційні та експертні методи, тощо. Варто зазначити, що такі методи не завжди є виправданими у загальній теорії. Більш

сучасні підходи до оцінювання кредитних ризиків використовують такі вчені як Швець Н [11], Кузнєцова Н, Бідюк П [13], Матвійчук А [30]. Серед їх інструментарію зустрічаються такі методи як нейронні мережі, застосування теорії нечіткої логіки та VaR-моделей. Варто зазначити, що останній підхід часто використовується і у зарубіжному досвіді кредитування [37].

Серед підходів до оцінювання кредитного ризику використовується ряд методів, серед яких Єпіфанов А.О.[9] пропонує проведення оцінки кредитоспроможності позичальників, зокрема суб'єктів господарювання. Варто зазначити обґрунтованість та доцільність застосування таких методів на практиці.

Проте, у вітчизняній економічній науці немає комплексного дослідження теоретико-методичних основ та прикладних аспектів оцінки кредитних ризиків малого та середнього бізнесу (МСБ).

**Метою** роботи є дослідження рівня кредитного ризику МСБ на основі вивчення теоретико-методологічних основ та практичного застосування економіко-математичного інструментарію

Комплексний підхід до реалізації поставленої мети зумовив необхідність вирішення наступних **завдань**, а саме:

- дослідження сутності поняття та підходів до визначення «кредитного ризику»;
- аналіз предметної галузі;
- виявлення та критичний аналіз сучасних підходів до оцінювання кредитного ризику;
- формалізована постановка задачі дослідження;
- огляд сучасного стану кредитування МСБ в Україні;
- формування та дослідження концептуальних аспектів моделювання кредитних ризиків МСБ;
- дослідження економіко-математичних методик оцінювання кредитних ризиків МСБ;
- побудова моделі чи їх сукупності;

- вивчення особливостей оцінювання кредитних ризиків МСБ за допомогою розробленої моделі чи їх сукупності;
- перевірка адекватності побудованої математичної моделі;
- інтерпретація отриманих результатів моделювання;
- формування пропозицій щодо подальшого використання розробленої моделі чи їх сукупності.

**Об'єктом** дослідження є кредитні ризики, що виникають у взаємовідносинах між банками та малим і середнім бізнесом, а **предметом** – економіко-математичний інструментарій оцінювання кредитних ризиків малого та середнього бізнесу.

При дослідженні даної проблеми необхідно використати ряд **методів**, серед яких методи аналізу та синтезу, порівняння, економіко-математичного та програмного моделювання тощо.

**Результатом** роботи має бути ретельно досліджена та обґрунтована адекватна модель чи їх сукупність, що проводить оцінювання кредитних ризиків МСБ.

## РОЗДІЛ 1.

### ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ ДОСЛІДЖЕННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ МАЛОГО ТА СЕРЕДНЬОГО БІЗНЕСУ

#### 1.1. Сутність поняття кредитного ризику

На сучасному етапі розвитку економіки України важливим джерелом фінансування малого та середнього бізнесу є кредитні кошти. Це пояснюється багатьма факторами, серед яких невисокий рівень доходів підприємців, відносно короткий період їх розвитку, що означає активну фазу росту цих підприємств, а також нестабільна ситуація в секторі економіки країни, недостатність державного регулювання і стимулювання малих та середніх підприємств, а також низька інформованість самих підприємців про різні можливості залучень коштів у власну справу.

Окрім питання щодо джерел залучення коштів, то щодо зовнішніх джерел постає питання вибору тієї чи іншої установи. Адже для підприємства будь-якого рівня має значення безпека та надійність контрагентів, їх прозорість та платоспроможність взагалі, не кажучи про законність існування та функціонування. Як відомо, такі кошти залучаються у фінансовому секторі, який умовно можна поділити на банківський та позабанківський.

У наш час функціонування позабанківського сектору ще недостатньо розвинене та обґрунтовано на законодавчому рівні, тому ці установи не розглядаються як альтернатива банківському кредитуванню. Таким чином можна говорити про визначальну роль банківського кредитування у діяльності МСБ України.

Розглянувши цю проблему з іншого боку – з точки зору банків, то кредитування МСБ є досить ризикованим, що відображається у рівні кредитних ставок. Як приклад можна навести ряд європейських країн, у яких інші умови кредитування бізнесу. Так ставка річних нарахувань може становити близько



трьох відсотків, у той час як в Україні цей показник більший у 6,5-8 разів. Тому постає питання дослідження ризиків кредитування МСБ, зокрема кредитного, оцінювання якого мінімізує втрати банківських установ, при цьому ті суб'єкти господарювання, які функціонуватимуть успішно, матимуть змогу отримати кошти для розвитку у заявленому обсязі.

Поняття ризику супроводжує кожен крок у сфері фінансів, банківського управління та кредитування. Ризик – це економічна категорія, яка відображає особливості сприйняття заінтересованими суб'єктами економічних відносин об'єктивно існуючих невизначеності та конфліктності, іманентних процесам цілепокладання, управління, прийняття рішень, оцінювання, що обтяжені можливими загрозами і невикористаними можливостями [1]. Дослідженню та класифікації ризиків у банківській та інших сферах присвячено ряд досліджень, які по-різному визначають та класифікують кредитний ризик серед інших. Причиною такого є різних підхід науковців до класифікації та визначення сутності ризиків.

Так у праці [1] використовується аспектний підхід до класифікації. Він передбачає перехід від дослідження явищ до виявлення сутності, до узагальнень, які зорієнтовані на задачі оцінювання та вимірювання ступеня ризику, на управління ним. На аспектному підході базуються класифікації щодо ступеня обґрунтованості прийняття ризику, відповідності ризику допустимим його граничним значенням, що задаються суб'єктом ризику, залежно від міри його несхильності до ризику тощо. Сюди можна віднести й адекватність щодо своєчасності прийняття рішень і реагування на трансформаційні процеси, що породжують ситуацію ризику, ступеня системності, а також виокремлення чистих і фінансових ризиків, систематичного й диверсифікованого ризику [1].

Відповідно до цієї класифікації за аспектами ризик поділяється на: психологічний, соціальний, економічний, юридичний, політичний, медико-біологічний, комбінований, соціально-економічний. У свою чергу види ризиків у сферах економічної діяльності поділяються на ризики у фінансовому

менеджменті, банківські, валютні, інвестиційні, підприємницькі, тощо. Відповідно до таких елементів класифікації кредитний ризик має місце серед ризиків у фінансовому менеджменті та у банківських ризиках. Причому суть їх однакова, якщо розглядати з позиції банку та полягає у загрозі несплати боржником основного боргу та відсотків, що належать кредиторів (банку).

Крім цього зазначається, що кредитний ризик за окремою операцією складається з ризику несплати, ризику невідшкодування, ризику інкасування (банківської гарантії), юридичного ризику, ризику нерентабельності кредиту тощо [1].

Досить часто поняття ризику пов'язують з невизначеністю, що є досить виправданим, оскільки невизначеність подій і їх наслідків, неочікуваних змін, неточності або недостатності інформації для прийняття рішення може мати значний вплив як на окрему банківську установу, так і на систему загалом. При цьому зрозуміло, що деякі зміни передбачити загалом можливо. Для цього використовуються як статистичні дані, так і оцінки та прогнози експертів, тощо. Так у праці [2] зазначається, що джерелом ризику є тільки непередбачувані зміни. Відповідно наводиться формула:

$$\text{Дійсна зміна} = \text{Очікувана зміна} + \text{Непередбачувана зміна}$$

Відповідно до цієї формули для успішного регулювання і управління ризиками необхідно навчитися точніше формулювати очікування і виявляти джерела непередбачуваних змін. Для оцінки таких непередбачуваних змін використовуються різні методи, що базуються на оцінці мікроекономічних та макроекономічних факторів на основі математичних моделей і статистичних методів [2]. Далі приводиться способи оцінювання фінансових інструментів. Зокрема пропонується оцінювання як окремого ризику, що розглядається окремо від всіх інших, або ж ризик портфеля, тобто сукупності певних інструментів, що розглядаються як єдине ціле.

Щодо класифікації ризиків, то автор відносить кредитний до одного з основних, окрім валютного, інвестиційного, процентного та ризику ліквідності. І власне визначення такого ризику подається як «імовірність неповернення

позичальником отриманого кредиту та процентів за користування позикою в результаті фінансових ускладнень, фінансового краху чи шахрайства» [2]. Таким чином звертається увага на різні причини непогашення ризику.

Якщо розглянути їх більш детально, то можна назвати ряд з них, які можуть не залежати від волі чи дій позичальника. Такими причинами є оточення суб'єкта господарювання, зокрема політико-економічне та правове поле, раптові зміни кон'юнктури ринку, поява нових гравців, тощо. Проте не варто виключати і такі причини як недостатність кваліфікації менеджерів в управлінні підприємством, невідповідність фактичних та прогнозованих доходів за період користування кредитом, нездатність швидко реагувати на зовнішні виклики та вимоги ринку.

Подальша класифікація ризиків, зокрема кредитного, поділяє його за такими напрямками:

- ризик концентрації у розрізі бізнесу (корпоративний бізнес, індивідуальний бізнес, міжбанківський бізнес тощо);
- ризик концентрації в розрізі споріднених та системних клієнтів, пов'язаних із банком через відносини власності або можливість здійснювати контроль над банком, що може призвести до значних проблем, оскільки кредитоспроможність таких позичальників не завжди визначається об'єктивно;
- ризик концентрації в розрізі клієнтів, галузей, регіонів тощо. Значні позички, надані одному позичальникові або групі пов'язаних позичальників, часто є причиною проблем банку, зумовлених концентрацією кредитного ризику. Великі концентрації ризику можуть виникати і в разі кредитування підприємств однієї галузі, сектору економіки, одного географічного регіону або великої кількості позичальників з іншими загальними характеристиками, що робить їх вразливими щодо впливу спільних несприятливих чинників [2].

Розгляд категорії ризику без поняття прибутку було б неповним, оскільки саме прибуток дозволяє отримати вигоду від кредитування, що і є метою комерційних банків. На такий підхід звертає увагу О.В. Швець: «Поняття «ризик» пов'язане із втратами, проте втрати не завжди є кінцевим результатом. В іншому разі не було б доцільності в ризикуванні. Доцільність у ризикуванні – усвідомлення суб'єктом існування ймовірності зазнати втрат одночасно з імовірністю отримання прибутку. Природа «прибутку» і «ризика» тісно пов'язана між собою, оскільки ці категорії несуть у собі прямо пропорційну залежність.» [3]. Така залежність відображається у наступному: чим вищий рівень очікуваного прибутку, тим більшим є ризик.

Проте рівень ризику залежить не лише від очікуваного прибутку, а й від особи позичальника, нормативно-правового середовища кредитування, встановлених правил кредитора, форми і розміру самого кредиту і звичайно ж фінансового стану позичальника. Відповідно авторка визначає наступне: «сутність кредитного ризику полягає в тому, що кожного разу, здійснюючи активні операції, комерційний банк бере на себе ризик того, що позичальник може виявитися неплатоспроможним, тобто нездатним розрахуватися за своїми зобов'язаннями як із власного бажання, так і через об'єктивні обставини, такі, наприклад, як фінансова криза» [3].

Підходи до визначення сутності кредитного ризику з точки зору ймовірностей та таких категорій як «невизначеність» і «прибуток» не є виключним, оскільки поняття ускладнене як розумінням ризику взагалі, так і особливостями саме кредитних відносин. Відповідно виникає необхідність дослідження і таких аспектів питання.

З таким підходом до визначення кредитного ризику зустрічаємось у праці В.І. Грушко, О.І. Пилипченко, Р.В. Пікус, які зазначають наступне: «Кредитний ризик може бути визначений як невпевненість кредитора у тому, що боржник буде спроможним і матиме наміри виконати свої зобов'язання відповідно до термінів та умов кредитної угоди». Досить неординарний підхід до визначення кредитного ризику подає Р. Яворський: «Кредитний ризик – це

ймовірність зміни грошового потоку як у кількісному, так і часовому вимірі під час кредитної операції як з боку кредитора, так і з боку позичальника» [4].

Останнє визначення підкреслює важливість двох сторін у кредитних відносинах. Таким чином робиться наголос на взаємозалежність кредитора і позичальника, оскільки отримання кредиту може також бути ризиковим, якщо кредитор (банк) буде неспроможним з певних об'єктивних чи суб'єктивних причин виконати встановлені зобов'язання перед позичальником у визначені строки та у повному обсязі. Такий підхід розширює поняття кредитного ризику, що дозволяє по-іншому сприймати і розуміти цю категорію та її економічний зміст.

При розгляді сутності кредитного ризику у сфері банківського кредитування варто враховувати особливості банківської системи загалом. Як відомо, основою банківської системи є центральний банк, який виконує ряд важливих функцій, серед яких підтримання стабільності всієї системи та регулювання діяльності її елементів нижчого рівня. Такими елементами є комерційні банки.

До особливостей діяльності комерційних банків можна віднести їх підпорядкування центральному банку (НБУ). Таке підпорядкування встановлюється шляхом визначень правил, за якими діють комерційні банки, встановлення принципів і стандартів звітності та ведення операцій, провадження системи контролю, тощо. Крім цього до функцій НБУ як вищої інстанції для комерційних банків (іноді називають банком банків) належить організація міжбанківських платежів, підтримка ліквідності тих чи інших установ, їх рефінансування, надання ліцензій, та кредитування.

Враховуючи вищесказане, необхідно розглянути положення та підходи до кредитних ризиків, що декларовані в законодавстві України. Так згідно Методичних вказівок з інспектування банків «Система оцінки ризиків» НБУ виділяє 9 категорій ризику: кредитний, ризик ліквідності, зміни процентної ставки, ринковий, валютний, операційно-технологічний, юридичний, стратегічний та ризик репутації. Цей поділ відбувається з метою здійснення

банківського нагляду та контролю. У документі розроблений комплексний підхід до визначення проблем конкретних установ шляхом оцінки ризиків.

Згідно цього документу: «Кредитний ризик – це наявний або потенційний ризик для надходжень та капіталу, який виникає через неспроможність сторони, що взяла на себе зобов’язання, виконати умови будь-якої фінансової угоди із банком (його підрозділом) або в інший спосіб виконати взяті на себе зобов’язання.» [5]. За даним підходом можна говорити про кредитні ризики різного типу угод і зобов’язань, які з певних причин можуть бути не погашеними.

Щодо класифікації саме кредитних ризиків, то найбільш повну наводить Гаряга Л.О. у роботі [4], де узагальнюються різні підходи за набором основних класифікаційних ознак (табл. 1.1).

Таблиця 1.1

### Класифікація кредитних ризиків (за Гаряга Л.О.)

<b>Ознаки класифікації кредитних ризиків</b>	<b>Вид кредитних ризиків</b>
За сферою виникнення	Ризик щодо позичальника
	Ризик щодо страховика
	Ризик щодо гаранта (поручителя)
	Ризик кредитного продукту
	Ризик зміни зовнішнього середовища банку
За ризиковою позицією	Ризик по одиничних ринкових позиціях
	Портфельний ризик
За рівнем прийняття рішень	Макроекономічний ризик
	Ризик на рівні банківської установи
	Ризик відповідальної особи
За напрямком використання кредитів	Ризик за споживчими кредитами
	Ризик за промисловими кредитами
	Ризик за інвестиційними кредитами
За рівнем прогнозованості	Прогнозований ризик
	Непрогнозований ризик

За причинами виникнення	Об'єктивний ризик
	Суб'єктивний ризик
	Законодавчий ризик
За доцільністю здійснення кредитних операцій	Виправданий ризик
	Невиправданий ризик
За розмірами втрат	Незначний ризик
	Великий ризик
	Критичний ризик
За рівнем здійснення аналізу	Індивідуальний ризик
	Спільний ризик
За методами мінімізації	Уникнення ризику
	Зниження рівня ризику
	Передача (страхування) ризику
За ймовірністю реалізації	Реалізований ризик
	Потенційний ризик
Залежно від характеру прояву	Моральний ризик
	Діловий ризик
	Фінансовий ризик
За терміном дії кредитної угоди	Ризик по короткострокових угодах
	Ризик по довгострокових угодах
За фінансовими наслідками	Ризик, унаслідок якого є фінансові втрати
	Ризик, унаслідок якого є втрачена вигода
	Ризик, унаслідок якого є фінансовий дохід
За видом операцій кредитного характеру	Ризик при кредитуванні
	Ризик при операціях з векселями
	Ризик при лізингових операціях
	Ризик при факторингових та гарантійних операціях
	Ризик при акредитивах
За способом впливу на ризик	Ризик, що регулюється банком самостійно
	Ризик, що передається на страхування страховій компанії (гаранту, поручителю)
	Ризик, що розподіляється між іншими банками

\*Джерело: [4]

Такий детальний поділ ризиків на види дозволяє використовувати саме те чи інше їх тлумачення та розуміння в ході розгляду різних питань, що дозволяє вирішити проблему невизначеності та різного змістового значення поняття, тобто створення єдиного понятійного апарату в дослідженні.

Отже, на нашу думку усі підходи до визначення сутності кредитного ризику та його положення в загальній системі ризиків є обґрунтованими та доцільними, проте для даного дослідження пропонуємо кредитний ризик трактувати як ймовірність настання дефолту, наслідком якого є втрати банківської установи. Згідно вищенаведеної класифікації цей ризик буде щодо позичальника, по одиничній позиції, причому прогнозований, фінансовий, наслідком якого можливі фінансові втрати та упущені вигоди (при невиплаті відсотків).

## **1.2. Аналіз існуючих підходів до оцінювання кредитних ризиків**

Визначивши сутність та класифікацію кредитних ризиків виникає необхідність у його оцінюванні. Відповідно до вищенаведених класифікацій, оцінювання конкретного ризику буде залежати від його виду. Важливим елементом у оцінюванні кредитних ризиків є наявність статистичних даних та певної інформації щодо позичальника.

Як уже було зазначено, одним з підходів до класифікації кредитних ризиків є поділ на ризик по окремій угоді або ж портфельний ризик. Такий поділ ризику зустрічається і у нормативно-правових актах НБУ. Оскільки у своїй діяльності більшість банків стикаються з обома з цих видів, то виникає необхідність розробки стратегії щодо мінімізації кожного з цих ризиків. Така стратегія іноді називається управлінням кредитними ризиками.

У сучасних умовах функціонування банківської системи України однією з найважливіших проблем, пов'язаних із реалізацією кредитних послуг



комерційних банків, залишається проблема побудови ефективної системи управління кредитними ризиками. Попри чималий досвід реалізації цього завдання, який опирається на ґрунтовні наукові дослідження вітчизняних і зарубіжних учених, як показує практика, система досі потребує подальших досліджень і подальшої реформації, з метою підвищення ефективності управління кредитним ризиком [6]. Методи для цього управління різняться залежно від виду ризику.

Метою управління портфельним кредитним ризиком є забезпечення мінімального його рівня при заданому рівні дохідності. Основними елементами управління кредитним ризиком є:

- 1) лімітування та нормування обсягів кредитних вкладень;
- 2) формування ефективної цінової політики;
- 3) формування страхових резервів по кредитних ризиках [2].

Вищевказаними методами визначаються основні види лімітів за нормативами НБУ, встановлення процентних ставок за без ризиковими та ризиковими кредитами, а також методологія формування страхових резервів, що зобов'язані формувати банки щомісячно у визначеному обсязі за групами ризику, що згадувались вище. При цьому обсяг резерву визначається сумами фактичних кредитних заборгованостей. Також до цих методів можна віднести диверсифікацію, що полягає у розподілі кредитних ризиків серед позичальників, що різняться між собою за різними галузями категоріями і ступенями ризикованості, тощо.

Джерелом індивідуального кредитного ризику є окремий, конкретний контрагент банку - позичальник, боржник, емітент цінних паперів. Тому оцінка індивідуального кредитного ризику передбачає оцінку кредитоспроможності такого окремого контрагента, тобто його індивідуальну спроможність своєчасно та в повному обсязі розрахуватися за взятими зобов'язаннями [5].

По факту, оцінка кредитного ризику у фінансовому виразі визначається його впливом на фінансовий результат установи. Для такого оцінювання Правлінням НБУ було розроблено систему для оцінки кожної категорії ризику,

кредитного в тому числі. Так наглядові оцінюють кількість ризику, якість управління ризиком, сукупний ризик і напрям ризику. Фактори оцінки такі:

- існування адекватної, ефективної, доведеної до виконавців внутрішньої нормативної бази (положень, процедур, тощо) щодо управління кредитним ризиком, затвердженої відповідними органами банку, виходячи з принципів корпоративного управління, а також відповідної практики виконання її вимог;
- склад портфелів активів (кредитний, інвестиційний тощо) та існування концентрацій;
- рівень забезпечення кредитного ризику заставою;
- обсяг умовних зобов'язань банку (гарантій, непокритих і резервних акредитивів, кредитних ліній, обов'язкових та не обов'язкових до надання тощо);
- тенденції щодо зростання обсягів активних операцій, прострочень, негативно класифікованих кредитів і збитків від активних операцій;
- достатність резервів банку під можливі втрати за активними операціями; наявність своєчасної, достовірної та повної управлінської інформації;
- ефективність кредитного адміністрування, включаючи кредитний аналіз, моніторинг, роботу з проблемними активами, оцінку застави і документальне оформлення застави;
- адекватність методів, що використовуються для визначення кредитних проблем;
- рівень комплектації і кваліфікація кадрів, зважаючи на обсяг та складність активних операцій банку;
- чи застосовуються належні облікові підходи щодо балансових та позабалансових активів та резервів;
- наявність належних механізмів контролю (аудит, внутрішні перевірки кредитної діяльності, відповідні процедури тощо) для

класифікації портфелів, забезпечення точності даних і моніторингу дотримання положень або законів [5].

Критеріями оцінювання кредитного ризику є якісний та кількісний аналіз. Якісний аналіз кредитного ризику полягає у визначенні джерел ризику. Джерела кредитного ризику – це ті фактори (чинники), які спричиняють невизначеність під час здійснення кредитних операцій. Виявлення джерел кредитного ризику – передумова ефективного управління ризиками, тому доцільно розглянути структуру кредитного ризику з точки зору причин його виникнення [4]. Джерела виникнення ризику легко відслідкувати у вищенаведеній класифікації кредитних ризиків. У нашому ж дослідженні ми будемо використовувати саме кількісний аналіз. Проте варто зазначити, що кількісний і якісний аналіз пов'язані між собою і використання їх поєднання забезпечить максимальне розуміння явища.

Щодо кількісного аналізу кредитного ризику, то за вказівками НБУ оцінювання кількості ризику відбувається урахуванням таких факторів:

- диверсифікація;
- відношення рівня наданих кредитів і зобов'язань до загальних активів;
- дотримання планів щодо зростання активів, що генерують кредитний ризик;
- політика банку при розширенні обсягів кредитування щодо структури, термінів, та інших умов;
- кількість винятків і встановлених процедур та практики здійснення активних операцій;
- вартість та якість забезпечення щодо розміру кредитного ризику;
- рівень прострочених та безнадійних кредитів та його тенденція;
- рівень негативно класифікованих активів;
- стан резервів під втрати за активними операціями [5].

Таке оцінювання проводиться інспекторами. Також вони враховують показники якості управління кредитним ризиком, на основі яких роблять

висновки про сукупний кредитний ризик та напрям його зміни. Таке оцінювання є недостатньо чітким та проводиться для банківської установи, що не дає чіткого розуміння плану дій щодо управління кредитними ризиками для окремої установи. Саме тому виникає необхідність враховувати особливості функціонування банку для оцінювання кредитних ризиків за допомогою математичного інструментарію на основі даних про їх клієнтів.

Кількісний аналіз кредитного ризику здійснюється різними методами, серед них найпоширеніші: статистичний метод; метод експертних оцінок; метод аналогій; аналіз чутливості (вразливості); методи імітаційного моделювання тощо. Найчастіше на практиці жоден з методів не використовується окремо. Одним із основних способів кількісної оцінки кредитного ризику є аналіз платоспроможності та кредитоспроможності потенційного позичальника [4].

Одним з основних способів оцінки кредитного ризику, а саме платоспроможності потенційного позичальника, є метод фінансових коефіцієнтів. Кількість розрахункових коефіцієнтів з груп коефіцієнтів (ліквідності, ділової активності, рентабельності, фінансової стійкості), що рекомендується для аналізу фінансового стану, може бути дуже великою. Деякі комп'ютерні програми для здійснення цього аналізу розраховують 100 і більше коефіцієнтів. Кількість і набір необхідних коефіцієнтів визначається метою фінансового аналізу. З одного боку, чим більше коефіцієнтів розраховується, тим детальніший аналіз можна провести, з іншого боку, зі зростанням числа показників, які повинні бути відстежені, завдання аналізу ускладнюються [1]. Застосування цього методу дозволяє провести різносторонню оцінку фінансового стану суб'єкта господарювання, а також відслідкувати напрям його розвитку. Таким чином прийняття рішення щодо кредитування такого суб'єкта буде обґрунтованим.

Фундаментом сучасних теорій розуміння та управління ризиками є концепція ризикової вартості. Ризикова вартість (VaR) відбиває максимально можливі збитки від зміни вартості фінансового інструмента, портфеля активів,

компанії і т.д., що може відбутися за даний період часу з заданою імовірністю його появи. Іншими словами, ризикова вартість - це розмір збитку, що може бути перевищений з імовірністю не більш  $p\%$  (не буде перевищений з імовірністю  $(100 - p)\%$ ) протягом наступних  $n$  днів.

Для визначення величини ризикової вартості необхідно знати залежність між розмірами прибутків і збитків і ймовірностями їхньої появи, тобто розподіл ймовірностей прибутків і збитків протягом обраного інтервалу часу. У цьому випадку за заданим значенням імовірності втрат можна однозначно визначити розмір відповідного збитку. Однак реальний закон розподілу ймовірностей у більшості випадків невідомий, тому як заміну приходиться використовувати інший, добре вивчений розподіл. Типовим прийомом є використання нормального розподілу ймовірностей [7].

Сьогодні існує декілька методів розрахунку VaR, під час вибору яких необхідно враховувати такі особливості наявних в цій галузі підходів. Методи оцінки VaR значно різняться за обсягами необхідних для обчислення даних, обчислювальної складності, прогностичної точності тощо. У кінцевому підсумку необхідно підібрати таку модель оцінки VaR, яка забезпечить найбільшу прогностичну точність інтегрального фінансового ризику. У зв'язку з цим необхідно передбачити процедуру регулярного бек-тестінгу моделі оцінки VaR, яка буде передбачати калібрування параметрів моделі. Ці параметри моделі включають в себе:

1) метод оцінки VaR:

- a. метод параметричної оцінки, найбільш поширений у формі варіаційно-коваріаційної моделі;
- b. метод історичного моделювання;
- c. метод імітаційного моделювання, часто іменований за основною, що застосовується в рамках моделі методом Монте-Карло;

2) часовий горизонт, тобто на який період розраховує VaR;

3) глибина аналізу, тобто за який період необхідно брати дані для розрахунку;

4) довірчий інтервал, тобто з якою точністю необхідно здійснювати розрахунок [11].

Популярність цього методу зумовлена рядом чинників, серед яких можливість оцінювання ризику в певних межах ймовірних втрат, при цьому беручи до уваги ці ймовірності, універсальність застосування до різного роду задач, варіативність застосування підходів залежно від поставлених задач. Хоч звичайно і існують недоліки.

Основним недоліком цього методу є те, що він не дає інформації про найгірший можливий збиток за межами значення VaR (за заданого рівня довіри у 95% залишається невідомим, якими можуть бути втрати в 5% випадків) [11].

Як уже було сказано, на оцінювання кредитних ризиків впливає ряд чинників, частину з яких можна передбачити. Для цього використовуються економіко-математичні моделі, що мають на меті спрогнозувати фінансовий стан потенційних позичальників у майбутньому для визначення їх можливості виконати зобов'язання по кредиту. Такі моделі називаються прогнозними і до них можна віднести моделі множинного дискримінантного аналізу (МДА), моделі типу CART (Classification and regression trees), модель Бівера, тощо.

Якщо розглянути їх детальніше, то найвідомішою моделлю МДА є модель Альтмана. Вона може бути використана для прогнозування банкрутства. Ця модель має вигляд:

$$Z = 1,2x_1 + 1,4x_2 + 3,3x_3 + 0,6x_4 + 1,0x_5$$

де  $x_1$  – відношення власного оборотного капіталу до загальної суми активів;

$x_2$  – відношення нерозподіленого прибутку до сукупних активів;

$x_3$  – відношення балансового прибутку до сукупних активів;

$x_4$  – відношення ринкової вартості акціонерного капіталу до позикового капіталу;

$x_5$  – відношення виручки від реалізації до загальної суми активів.

Правила класифікації для рівняння такі:

1. Якщо  $Z < 1,81$  – вірогідність банкрутства дуже висока.
2. Якщо  $1,81 < Z < 2,67$  – вірогідність банкрутства висока.
3. Якщо  $2,67 < Z < 2,99$  – вірогідність банкрутства низька.
4. Якщо  $Z > 2,99$  – вірогідність банкрутства дуже низька [4].

Недоліком цієї моделі є ускладнене застосування в українських реаліях. Тому застосування цього типу моделей для оцінювання ймовірності настання банкрутства для українських підприємств передбачає використання моделей О.О. Терещенка та А.В. Матвійчука. Остання демонструє високу ефективність і наведена нижче:

$$Z = 0,033X_1 + 0,268X_2 + 0,045X_3 - 0,018X_4 - 0,004X_5 - 0,015X_6 + 0,702X_7$$

де  $X_1$  – коефіцієнт мобільності активів (відношення оборотних до необоротних);

$X_2$  – коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості (відношення чистого доходу від реалізації до поточних зобов'язань);

$X_3$  – коефіцієнт оборотності власного капіталу (відношення чистого доходу від реалізації до власного капіталу);

$X_4$  – коефіцієнт окупності активів (відношення валюти балансу до чистого доходу від реалізації);

$X_5$  – коефіцієнт забезпеченості власними оборотними засобами (відношення різниці оборотних активів та поточних зобов'язань до оборотних активів);

$X_6$  – коефіцієнт концентрації залученого капіталу (відношення суми довгострокових та поточних зобов'язань до валюти балансу);

$X_7$  – коефіцієнт покриття боргів власним капіталом (відношення власного капіталу до суми забезпечень наступних витрат і платежів, довгострокових і поточних зобов'язань) [8].

Якщо говорити про задачу класифікації потенційних позичальників банку, то доцільно розглянути інструментарій моделі CART. Одна з таких

моделей під назвою «рекурсивна розбивка» (recursive partitioning) запропонована М. Фрідменом, Е. І. Альтманом і Д. Као. Сутність її полягає у побудові «класифікаційного дерева» з метою виявлення фірм-банкрутів. Принцип аналізу за цією моделлю полягає у тому, що компанії-позичальники поділяють на «гілки» залежно від значень вибраних фінансових коефіцієнтів, кожна «гілка» дерева, у свою чергу, поділяється на «гілки» відповідно до інших коефіцієнтів. Відповідно ж до порогового значення обраного показника проводять розподіл підприємств на підприємства, які потенційно можуть стати банкрутами, та такі, що мають доволі стійкий фінансовий стан. Точність класифікації становить близько 90% [9].

Серед інших методів класифікації за допомогою дерев рішень відомі такі як Random Forest та Stochastic Gradient Boosting. Древа рішень являють собою послідовні ієрархічні структури, що складаються з вузлів, які містять правила, тобто логічні конструкції виду «якщо ... , то ... ». При цьому кожне правило характеризується підтримкою і достовірністю. Підтримка – це загальна кількість прикладів, класифікованих даним вузлом дерева. Достовірність – це кількість правильно класифікованих даним вузлом прикладів.

Кінцевими вузлами дерева є «листя», відповідні знайденим рішенням і об'єднуючі деяку кількість об'єктів класифікованої вибірки. Це схоже на те, як положення листа на дереві можна задати, вказавши провідну до нього послідовність гілок, починаючи від кореня.

Є цілий ряд причин, що роблять дерева класифікації більш гнучким засобом, ніж традиційні методи аналізу:

- схема одновимірного розгалуження, яка дозволяє вивчати ефект впливу окремих змінних і проводити послідовний аналіз їх вкладу;
- можливість одночасно працювати зі змінними різних типів, виміряних в безперервних і порядкових шкалах, або здійснювати будь монотонне перетворення ознак;
- відсутність попередніх припущень про закони розподілу даних [10].



Побудова і власне класифікація даних за цими методами відбувається шляхом навчання на певній сукупності об'єктів. Навчальна вибірка використовується для того, аби встановити сукупність класів розбитті і їх значень. Це відбувається на основі значень атрибутів які містять об'єкти цієї вибірки. Віднесення нових об'єктів до уже створених або нових класів відбувається доти, доки множина не буде складатися з прикладів, що відносяться до одного і того ж класу.

Якість побудованого дерева після навчання можна оцінити по декількох параметрах. По-перше, це число розпізнаних прикладів в навчальному і тестовому наборах даних. Чим воно вище, тим якісніше побудоване дерево. По-друге, це кількість вузлів в дереві. При дуже великому їх числі дерево стає важким для сприйняття. Це також означає слабку залежність вихідного поля від вхідних полів [10].

За дослідженнями деяких науковців альтернативою деревам рішень є нейронні мережі. Нейронні мережі – клас аналітичних методів, побудованих на принципах навчання істот, що мислять та функціонування мозку. Такий підхід дозволяє прогнозувати значення деяких змінних в нових спостереженнях за даними інших спостережень (для цих же або інших змінних) після проходження етапу так званого навчання на даних, що вже існують. Нейронні мережі взагалі використовуються там, де класичні методи аналізу не дають задовільних результатів. Це основний методологічний принцип [12]. Такі методи зручно використовувати при класифікації позичальників на групи «надійні» - «ненадійні», наприклад.

У НМ всі вхідні і вихідні змінні представлені у вигляді чисел з плаваючою точкою у діапазоні [0...1]. У той же час дані предметної області часто мають інше представлення — числа з будь-якого діапазону, дати, символічні рядки, тобто дані можуть бути кількісними і якісними. Для представлення якісних змінних у вигляді числових можна використати такий підхід: у випадку наявності деякої якості (наприклад, наявності залогу у позичальника) кодують 1 (є залог), а у випадку відсутності — 0 (немає залогу).

Іншим способом кодування є кодування двійковими вагами, але набір можливих значень може виявитися досить нерівномірним. Тут раціональнішим способом буде поставити у відповідність кожному значенню свою вагу, що відрізняється на 1 від ваги сусіднього значення [13].

Застосування цих методів є виправданим в силу взаємозалежності факторів впливу на кредитний ризик. Великою перевагою нейромереж у прогнозуванні ймовірності дефолту є висока точність. Проте із збільшенням кількості входів мережі пропорційно збільшуються витрати на навчання, що може ускладнювати та сповільнювати саму мережу. Іншим недоліком нейромереж вважають складність інтерпретації власне процесу моделювання, оскільки функціонування системи відбувається в режимі «чорного ящика», що також супроводжується складнощами при налаштуванні та у процесі навчання мережі.

Отже, універсального математичного методу для оцінювання кредитних ризиків не існує. Результати з високою точністю можна отримати при використанні кількох методів, при цьому необхідно враховувати ряд умов і вимог до моделей, таких як наявні дані, особливості функціонування конкретної установи та галузі, в якій проводиться оцінювання. У даному дослідженні буде проводитись аналіз кредитних ризиків з використанням таких моделей: нейромережі, логіт-регресії та дерево рішень. За різними даними науковців ці моделі мали досить високий ступінь точності при застосуванні у оцінюванні кредитних ризиків. Наше дослідження покаже яка з моделей дасть кращий результат для вирішення саме задачі даного дослідження.

### **1.3. Постановка задачі дослідження**

Як було вказано вище, доцільність кредитування суб'єктів МСБ досить висока, проте і рівень ризиків також відповідний. Враховуючи вагоме значення успішного розвитку МСБ для держави, а відтак і банківських установ,

необхідно провести дослідження щодо оцінювання кредитних ризиків МСБ таким чином, аби забезпечити суб'єкти господарювання необхідними коштами для прибуткового їх функціонування, при цьому не перевищуючи допустимий рівень ризику дефолту для банківської установи.

Сучасні вимоги банків-кредиторів щодо кредитоспроможності, в першу чергу, пов'язані із наявністю у позичальника здатності заробити кошти для погашення кредиту в процесі їх кругообороту. Тому актуальним є питання створення якісно нової, ґрунтовно продуманої методології комплексної оцінки позичальника [27]. Причому в такій системі будуть зацікавлені обидві сторони кредитних відносин, оскільки вони зацікавлені в об'єктивному відображенні кредитоспроможності позичальника.

Цей показник у сучасній практиці є основним критерієм, що формує кредитні відносини між банківською установою та потенційним клієнтом. Саме визначена банком кредитоспроможність позичальника є необхідною умовою для укладення кредитного договору і дає можливість визначити фактори, які впливатимуть на невиплату кредиту.

Кредитоспроможність – це 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 [48]. Кредитоспроможність позичальника визначається за такими його характеристиками як:

- а) здатність своєчасно розраховуватися за раніше одержаними кредитами;
- б) поточне фінансове становище;
- в) спроможність мобілізації коштів з інших джерел.

Оскільки методів для оцінювання кредитних ризиків досить багато, то виникає потреба перевірки декількох з них для відповідної задачі. Мається на увазі, що обраний метод або їх система буде враховувати особливості функціонування МСБ.

Оцінювання буде здійснюватись за допомогою економіко-математичних моделей, тому необхідно формалізувати задачу.

Нехай маємо  $M$  – множину суб'єктів господарювання, що відповідають критеріям МСБ, що складається з  $n$  елементів. При цьому відомо статистичні дані щодо їх фінансових показників  $x_{ij}$ , значення  $j$ -ї змінної для  $i$ -го об'єкта множини  $M$ . Серед цих характеристик також є змінна яка вказує, чи був кредитний договір виконаний, чи відбувся дефолт. Отже, такі підприємства можна поділити на 2 групи за ознакою ймовірності настання дефолту.

Іншими словами, необхідно застосувати методи багатомірного дискримінантного аналізу, що дозволять віднести новий суб'єкт господарювання із вказаними характеристиками до однієї з двох існуючих груп: «ризикові» (у яких висока ймовірність настання дефолту по кредитному договору), або ж «надійні» (відповідно у яких ймовірність настання дефолту низька). Необхідно вирішити задачу класифікації суб'єктів господарювання на основі даних їх фінансової звітності щодо віднесення до тієї чи іншої групи, використовуючи апарат економіко-математичного моделювання.

Задача полягає у введенні функції розподілу, яка у вигляді правила буде розподіляти об'єкти з підмножини нерозподілених об'єктів з відповідними ознаками множини  $M$ . Така функція може мати як лінійний, так і нелінійний вигляд. При цьому її коефіцієнти визначаються таким чином, щоб об'єкти, що належать до різних класів, були максимально несхожими один з одним.

Враховуючи переваги і недоліки застосування інструментів моделювання, а також специфіку об'єкта дослідження, необхідно дослідити сукупність моделей та прийняти рішення, базуючись на показниках якості і адекватності моделі (або їх сукупності). Також таким чином буде встановлена модель, інструментарій якої найбільш точно виконує поставлену задачу в конкретній предметній області.

Варто зазначити, що така система матиме рекомендаційний характер і власне рішення щодо надання кредиту чи відмови здійснюватиме ОПР. Проте така система дозволить мати потужний інструмент у прийнятті та обґрунтуванні рішення щодо кредитування.

## РОЗДІЛ 2.

### ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ТА МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ МСБ

#### 2.1. Аналіз сучасного стану та особливості кредитування МСБ в Україні

Оптимальне поєднання структури економіки у розрізі малого, середнього та великого бізнесу безумовно забезпечить економічне зростання держави. Практика розвинутих країн свідчить про високу динаміку росту і розвитку малих та середніх підприємств, які знаходяться у дуальній залежності від зовнішнього бізнес-середовища. Мається на увазі, що як середовище має вплив на такі підприємства, так і власне малі та середні підприємства здійснюють вагомий вплив на розвиток держави у довгостроковому періоді.

Важливу роль малого та середнього бізнесу (МСБ) важко переоцінити, враховуючи важливі функції, що він виконує, а саме:

- залучення значної частки ресурсів (економічних, людських, матеріальних, інформаційних) до економічного обороту;
- створення нових робочих місць;
- врегулювання попиту і пропозиції на місцевих ринках продукції;
- забезпечення прийняттого рівня цін;
- створення конкурентного середовища;
- удосконалення та інноваційність діяльності;
- мобільність та швидка реакція на зміни ринку;
- забезпечення наближеності економічної системи до споживачів.

Підтримка держави у розвитку МСБ має велике значення, оскільки постійним недоліком таких підприємств є недостатність коштів для подальшого розвитку. В Україні така підтримка забезпечується рядом дій держави, серед яких запровадження спрощеної системи оподаткування, обліку та звітності для суб'єктів малого та середнього підприємництва.

За визначенням, поданим у Господарському кодексі України «Суб'єкти господарювання залежно від кількості працюючих та доходів від будь-якої діяльності за рік можуть належати до суб'єктів малого підприємництва, у тому числі до суб'єктів мікропідприємництва, середнього або великого підприємництва.» [14]. Нижче наведена таблиця класифікації суб'єктів мікро-, малого та середнього підприємництва (табл. 2.1).

Таблиця 2.1

**Класифікація суб'єктів господарювання залежно від середньої кількості працівників та річного доходу**

<b>Належність до суб'єктів</b>	<b>Середня кількість працівників за звітний період (календарний рік)</b>	<b>Річний дохід від будь-якої діяльності (за середньорічним курсом НБУ)</b>
Мікропідприємництва	не перевищує 10 осіб	не перевищує суму, еквівалентну 2 мільйонам євро
Малого підприємництва	не перевищує 50 осіб	не перевищує суму, еквівалентну 10 мільйонам євро
Середнього підприємництва	не перевищує 250 осіб	не перевищує суму, еквівалентну 50 мільйонам євро

\*Джерело: Складено авторами на основі [14]

Важливе значення таких суб'єктів господарювання можна відслідкувати враховуючи їх структуру з розподілом за їх розміром. За даними Державної служби статистики України (табл. 2.2.), то з 2010 по 2018 рік спостерігалась неоднорідна зміна кількості суб'єктів господарювання: від 2183928 у 2010 до 1600127 у 2012, коли відбувся спад. Проте до 2015 і далі відбувається знову зростання їх кількості і надалі число суб'єктів господарювання знаходиться у межах 1800000 од. Щодо структури, то значних змін не відбувалось і протягом усього досліджуваного періоду найбільшу частку становили саме малі підприємства – понад 99%. Частка великих та середніх підприємств коливалась у межах 0,02-0,04% та 0,79 – 1,28 % відповідно. При цьому варто уточнити, що

у структурі малого бізнесу переважають суб'єкти мікропідприємництва – понад 85% у структурі як для підприємств, так і для фізичних осіб-підприємців.

Таблиця 2.2

**Кількість суб'єктів господарювання в Україні у розподілі за їх розміром, од**

Рік	Підприємства					ФОП				Разом
	великі	середні	малі	з них мікропідприємства	Усього	суб'єкти середнього підприємництва	суб'єкти малого підприємництва	з них суб'єкти мікропідприємництва	Усього	
2010	586	20983	357241	300445	<b>378810</b>	360	1804758	1793243	<b>1805118</b>	<b>2183928</b>
2011	659	20753	354283	295815	<b>375695</b>	306	1325619	1313004	<b>1325925</b>	<b>1701620</b>
2012	698	20189	344048	286461	<b>364935</b>	362	1234830	1224315	<b>1235192</b>	<b>1600127</b>
2013	659	18859	373809	318477	<b>393327</b>	351	1328392	1318703	<b>1328743</b>	<b>1722070</b>
2014	497	15906	324598	278922	<b>341001</b>	712	1590448	1580965	<b>1591160</b>	<b>1932161</b>
2015	423	15203	327814	284241	<b>343440</b>	307	1630571	1626589	<b>1630878</b>	<b>1974318</b>
2016	383	14832	291154	247695	<b>306369</b>	281	1558880	1553041	<b>1559161</b>	<b>1865530</b>
2017	399	14937	322920	278102	<b>338256</b>	317	1466486	1458980	<b>1466803</b>	<b>1805059</b>
2018	446	16057	339374	292772	<b>355877</b>	419	1483297	1471965	<b>1483716</b>	<b>1839593</b>

\*Джерело: Складено авторами на основі [20]

За даними таблиці можна говорити про значну кількість суб'єктів господарювання, зареєстрованих як ФОП. Беручи до уваги зміну кількості за досліджуваний період, варто відзначити певний розкид, що може бути пов'язано як з зміною законодавства щодо таких суб'єктів, так і з рівнем їх тінізації. Також причиною може бути низька кваліфікація самих підприємців.

Як було зазначено раніше, важливою функцією МСБ є створення робочих місць. Тому враховуючи таку кількість і структуру суб'єктів господарювання закономірним є наступний розподіл кількості зайнятих працівників у підприємствах різних розмірів господарювання (табл. 2.3). Таблиця складена для обох форм господарювання: підприємств та ФОП-ів.

Таблиця 2.3

**Кількість зайнятих працівників та їх структура у розрізі розмірів суб'єктів господарювання у 2010-2018 рр.**

Рік	Абсолютне значення, тис ос.				Відносне значення, %		
	великі	середні	малі	Усього	великі	середні	малі
2010	2400,3	3413,8	4958,6	<b>10772,7</b>	22,3	31,7	46,0
2011	2449,0	3273,5	4442,0	<b>10164,5</b>	24,1	32,2	43,7
2012	2484,2	3188,2	4285,2	<b>9957,6</b>	24,9	32,0	43,0
2013	2383,7	3054,2	4291,2	<b>9729,1</b>	24,5	31,4	44,1
2014	1915,1	2766,4	4115,2	<b>8796,7</b>	21,8	31,4	46,8
2015	1708,6	2632,7	3838,7	<b>8180,0</b>	20,9	32,2	46,9
2016	1586,6	2649,9	3871,8	<b>8108,3</b>	19,6	32,7	47,8
2017	1560,9	2623,8	3956,3	<b>8141,0</b>	19,2	32,2	48,6
2018	1574,3	2784,5	4173,7	<b>8532,5</b>	18,5	32,6	48,9

\*Джерело: Складено авторами на основі [20]

За даними таблиці легко відслідкувати переважання кількості зайнятих у сферах МСБ порівняно з їх кількістю у великих підприємствах. Так у середньому за досліджуваний період зайняті у сфері МСБ становили понад 70%. У абсолютному значенні це понад 2 784 тис осіб у середньому та 4 173 тис ос. У малому бізнесі відповідно. Також спостерігається тенденція до зростання кількості зайнятих у цій сфері після падіння у 2015 році.

Деякі експерти наголошують на важливості внутрішньополітичних умов для успішної діяльності суб'єктів МСБ. Серед основних проблем представники МСБ назвають низьку купівельну спроможність громадян, що вкрай негативно впливає на такі суб'єкти господарювання. Якщо взяти до уваги те, що 86 % з них працюють на внутрішній ринок, то стає очевидним важливість державного регулювання економічної ситуації, що опосередковано вплине на розвиток МСБ. Відповідно проблема переходить з площини суб'єктів господарювання у площину макроекономічних показників.



Як приклад можна використовувати ситуацію в Польщі. За 2017-й рік середня зарплата там склала трохи більше 1000 євро, тобто близько 1200 доларів. З такими середніми зарплатами, було спожито імпорту на 223 млрд доларів. За цей же рік, українці змогли спожити імпорту на 52 млрд доларів, на більше просто не було валюти. Так само варто враховувати, що обсяг імпорту по відношенню до ВВП в Польщі, дорівнює 43% проти 55% українських. Тобто, щоб українцям збільшити середні зарплати до рівня польських, нам потрібно в рази збільшити експорт (це основне джерело припливу валюти в країну) і знизити частку імпорту в споживанні за рахунок імпортозаміщення [21]. Таким чином виникає необхідність дієвих рішень держави щодо розвитку та підтримки МСБ.

Державна політика у сфері підтримки МСБ визначається відповідним законом. Так у ЗУ «Про розвиток та державну підтримку малого і середнього підприємництва в Україні» вказано мету і принципи державної підтримки, напрями та відповідальні органи. Також законодавством зазначається, що державна підтримка суб'єктів МСБ включає фінансову, інформаційну, консультаційну підтримку, у тому числі підтримку у сфері інновацій, науки і промислового виробництва, підтримку суб'єктів малого і середнього підприємництва, що провадять експортну діяльність, підтримку у сфері підготовки, перепідготовки і підвищення кваліфікації управлінських кадрів та кадрів ведення бізнесу [15].

Очікується, що така підтримка додаватиме стимулів діяльності підприємствам. Щодо конкретно фінансової підтримки, то така може надаватись за рахунок різних фондів, а також державного та місцевих бюджетів. Основними видами фінансової державної підтримки є:

- 1) часткова компенсація відсоткових ставок за кредитами, що надаються на реалізацію проектів суб'єктів малого і середнього підприємництва;
- 2) часткова компенсація лізингових, факторингових платежів та платежів за користування гарантіями;

- 3) надання гарантії та поруки за кредитами суб'єктів малого і середнього підприємництва;
- 4) надання кредитів, у тому числі мікрокредитів, для започаткування і ведення власної справи;
- 5) надання позик на придбання і впровадження нових технологій;
- 6) компенсація видатків на розвиток кооперації між суб'єктами малого і середнього підприємництва та великими підприємствами;
- 7) фінансова підтримка впровадження енергозберігаючих та екологічно чистих технологій;
- 8) інші види не забороненої законодавством фінансової державної підтримки [15].

Отже, важливість підтримки у кредитуванні МСБ встановлена на рівні законодавства, що означає підвищену потребу у кредитних коштах таких суб'єктів господарювання. Проте варто зазначити, що така підтримка надається не усім. Так статтею 13 цього ж закону визначено обмеження щодо надання державної підтримки суб'єктам малого і середнього підприємництва.

Окрім кредитів та фінансової підтримки, держава може здійснювати інші заходи для покращення середовища функціонування та стимулювання МСБ. Такими заходами є регулювання та верховенство права у товарно-грошових відносинах, в тому числі при міжнародних операціях та розрахунках, захист права власності, адміністрування ПДВ, система проходження митних процедур, тощо.

Відомо, що малий бізнес є менш стійким щодо впливу зовнішнього середовища, що проявляється у зміні політичної та економічної ситуації як в регіоні, так і у країні та світі загалом. Це, в свою чергу, підвищує ризиковість діяльності суб'єктів МСБ. Серед інших труднощів виділяють наступні:

- зниження купівельного попиту та згортання внутрішнього споживчого ринку. Більш того, останнім часом складається ситуація, коли більшість населення має обмежені купівельні

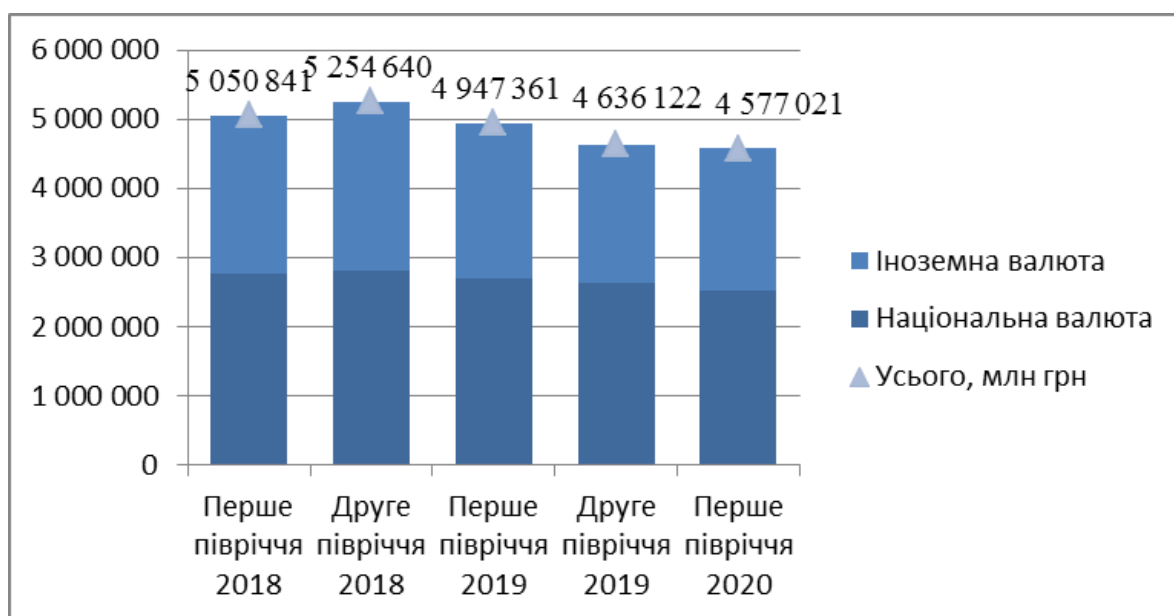
можливості, що стримує як розвиток малого бізнесу, так і механізм його кредитування;

- відсутність у державній політиці протекціонізму виробничим видам діяльності. Тому немає відповідного орієнтира на стимулювання підприємницької діяльності у сфері матеріального виробництва. Інакше кажучи, головною сферою функціонування суб'єктів господарювання малого бізнесу є сфера обігу, а не сфера матеріального виробництва. При цьому політика підтримки малого бізнесу загалом, а не базових галузей призводить до перекосів у структурі його розвитку і не забезпечує максимально можливих результатів;
- недосконалий механізм кредитування, проявом якого є недосконалі процедури розгляду документів на отримання кредиту, незначний термін кредитування, високі відсоткові ставки за кредитами для малого бізнесу призводять до підвищення цін на кінцеву продукцію і, в результаті, зниження конкурентоспроможності суб'єктів малого бізнесу;
- брак прозорості і достовірної статистичної інформації щодо ведення малого бізнесу в Україні та отриманні кредитних ресурсів. При цьому прояв такої інформації знаходить свої відображення при процедурах надання кредиту, що ускладнює взаємний вибір між потенційними кредиторами і позичальниками, установленні між ними партнерських відносин;
- відсутність майна для забезпечення фінансових операцій [16].

МСБ України зіштовхується із серйозною проблемою доступу до фінансово-кредитних ресурсів. Частка кредитів у капіталі МСБ становить лише 20% проти 60% у розвинених країнах. Переважно підприємства реінвестують у розвиток бізнесу власні прибутки та інвестиції засновників підприємств. Така ситуація зумовлена високою вартістю кредиту. Середня вартість кредиту

становить 22%, що є високою ціною в умовах економічного спаду [22]. При цьому ризик банків при кредитуванні таких підприємств є досить високим.

Проте останні тенденції показують покращення ситуації у цьому секторі і навіть деяку конкуренцію між банками за надання кредитів суб'єктам малого та середнього підприємництва (особливо у сфері АПК). Якщо говорити про обсяги кредитування суб'єктів господарювання у розрізі валют (рис. 2.1), то варто відзначити їх зменшення за період з початку 2018 до першої половини 2020 р. Деякі експерти пояснюють це явище підвищенням жорсткого регулювання банківських установ щодо кредитних ризиків. У структурному розподілі валюти кредиту є незначне переважання національної валюти (55,29% у першій половині 2020 року, або ж 2 530 515 млн грн.). А взагалі у середньому частка кредитів у національній валюті становить 55%, відповідно в іноземній – 45% (2 688 688 та 2 204 509 млн грн. в середньому відповідно).



**Рис. 2.1. Динаміка обсягу наданих кредитів нефінансовим корпораціям, за видами валют у 2018 – першому півріччі 2020 року**

За даними статистики фінансового сектору НБУ [23] найбільшу частку кредитів отримують суб'єкти МСБ, причому за досліджуваний період цей показник зростає з 52 до 58%, в той час як на великий бізнес припадає 37-30%, і

ще 10-13% на суб'єкти господарювання, розмір яких не визначено. Детальніше щодо обсягів і структури кредитування МСБ за розмірами можна ознайомитись в табл. 2.4. При цьому особливістю кредитування МСП є значна частка кредитів у цьому сегменті, наданих пов'язаним суб'єктам господарювання.

Таблиця 2.4

**Обсяг та структура кредитування МСБ у розрізі розмірів суб'єктів господарювання за 2018- першу половину 2020 рр.**

Період	Усього, млн грн	суб'єкти середнього підприємництва		суб'єкти малого підприємництва (крім мікропідприємництва)		суб'єкти мікропідприємництва					
		Всього	%	Всього	%	річний дохід від 500 тис. євро до 2 млн. євро		річний дохід від 50 тис. євро до 500 тис. євро		річний дохід до 50 тис. євро	
						Всього	%	Всього	%	Всього	%
Перше півріччя 2018	<b>5 050 841</b>	1 278 599	25,31	624 061	12,36	180 459	3,57	152 562	3,02	403 916	8,00
Друге півріччя 2018	<b>5 254 640</b>	1 318 274	25,09	610 884	11,63	179 255	3,41	172 280	3,28	426 696	8,12
Перше півріччя 2019	<b>4 947 361</b>	1 349 579	27,28	530 521	10,72	167 342	3,38	151 023	3,05	456 191	9,22
Друге півріччя 2019	<b>4 636 122</b>	1 160 889	25,04	467 885	10,09	260 675	5,62	260 280	5,61	452 857	9,77
Перше півріччя 2020	<b>4 577 021</b>	1 206 645	26,36	481 581	10,52	273 745	5,98	257 961	5,64	446 601	9,76

\*Джерело: Складено авторами на основі [23].

За даними таблиці спостерігається зменшення загального обсягу кредитування МСБ за досліджуваний період. Попри наявність державних програм підтримки при кредитуванні МСБ важливу роль відіграє довіра до державних програм і держав взагалі, а також обізнаність про такі програми і відповідність підприємств критеріям цих програм.

Важливим є кредитування суб'єктів мікропідприємництва, частка у кредитах яких зростає з 8 до 9,76%, що в абсолютному виразі означає надання кредитів на суму 403 916 та 446 601 млн грн. у першому півріччі 2018 та 2020 років відповідно.

Щодо процентних ставок за кредитами, то за досліджуваний період середньозважена ставка в річному обчисленні знизилась з 15,9 у червні 2018 до 10,1% у червні 2020 року. Розглядаючи ставки кредиту у розрізі валюти, то за той же період ставки для кредитів у національній валюті знизились з 17,1 до 10,8% та з 6,5 до 5,1% у іноземній валюті відповідно. Збереження високих ризиків у кредитуванні МСБ відображається у ставках для цих суб'єктів господарювання, хоч також є тенденція до їх зниження. Тож для суб'єктів середнього підприємництва за досліджуваний період спостерігається зниження ставки 16,7 до 12,8%, для суб'єктів малого підприємництва: з 17,8 до 16,1% відповідно. Щодо суб'єктів мікропідприємства, то залежно від їх розміру зменшення ставок було на рівні з 17,9; 19,4; 15,0 до 15,6; 17,7; 12,1% відповідно. Така тенденція є позитивною.

Також за даними держстатистики України за досліджуваний період зростає частка середньострокових кредитів у структурі кредитування МСБ загалом (табл.2.5)

Таблиця 2.5

**Обсяг та структура кредитування МСБ за строками погашення за 2018- першу половину 2020 рр.**

Період	суб'єкти МСБ, млн грн				суб'єкти МСБ, %			
	усього	у тому числі			усього	у тому числі		
		до 1 року	1- 5 років	більше 5 років		до 1 року	1- 5 років	більше 5 років
Перше півріччя 2018	2 641 996	1 323 498	791 121	527 379	52,00	50,09	29,94	19,96
Друге півріччя 2018	2 707 390	1 315 240	858 183	533 967	51,52	48,58	31,70	19,72
Перше півріччя 2019	2 654 657	1 330 980	833 775	489 902	53,66	50,14	31,41	18,45
Друге півріччя 2019	2 602 585	1 296 506	807 290	498 790	56,14	49,82	31,02	19,17
Перше півріччя 2020	2 666 533	1 320 914	813 030	532 589	58,26	49,54	30,49	19,97

\*Джерело: Складено авторами на основі [23].

Отже, спостерігається зростання частки кредитів, наданих МСБ у загальній кількості всіх кредитів: з 52% у першому півріччі 2018-го до 58,26% у першому півріччі 2020-го. Це може свідчити про підвищення доступності кредитних ресурсів для таких підприємств. Варто зазначити, що висока частка короткострокових кредитів серед усіх в МСБ може трактуватись як негативна, оскільки швидше за все ці кошти витачаються на відновлення фондів, а не на інновації та розвиток розширеного відтворення.

Важливим моментом при розгляді кредитування МСБ є різноманітність джерел кредитування. Зрозумілими є вимоги щодо достатньої різноманітності таких джерел залучення коштів, оскільки специфіка механізму кредитування МСБ не завжди дозволяє отримувати кредити тільки в одному з можливих джерел. Заходи на підтримку доступу МСП до фінансування переважно представлені програмами МФО або регіональними ініціативами. Регіональні програми переважно пропонують субсидії або гарантії відсоткових ставок для підтримки МСП або їх підкатегорій, наприклад, дрібних фермерів. Існує план зі створення національної системи гарантування кредитів, однак чіткий проект та часові рамки досі невідомі. У 2018 та 2019 рр. уряд запустив декілька механізмів фінансової підтримки для окремих підприємств та потреб. Одним з них є створення Фонду підтримки винаходів Мінекономіки з бюджетом у розмірі 100 млн. грн. Метою фонду є підтримка розробки та комерціалізації винаходів. Також було створено Фонд розвитку інновацій. Бюджет фонду становить 400 млн. грн., а його структура відповідає структурі грантової програми для підтримки стартапів [24].

Поточний стан та тенденції розвитку МСБ в Україні свідчать про високу потребу у залучених коштах суб'єктів МСБ. Серед сукупності варіантів джерел такого залучення важливе місце відіграють міжнародні організації.

Таке джерело є досить стабільним, проте обмеження стосуються існуючих міжнародних угод у сфері зовнішньоекономічної співпраці. Окрім цього, кредитування малого бізнесу за рахунок коштів міжнародних організацій

може визначатися конкретною сферою застосування, що, у свою чергу, може йти врозрід обраній державній політиці щодо розвитку малого бізнесу.

Водночас із цим варто також відмітити, що кредитування малого бізнесу з джерел міжнародних організацій, здебільшого, передбачає застосування послуг певного посередника, яким у більшості випадків є банки. При цьому вимоги щодо отримання коштів із джерел міжнародних організацій є значно вищими внаслідок того, що відповідальність за розміщення такого ресурсу повністю перебуває в межах компетенції банку-посередника. Тож залучення коштів із джерел міжнародних організацій може здійснюватися на конкурсній основі. Загалом це не заперечує сутності та принципів упровадження механізму кредитування малого бізнесу, але може стримувати його розвиток.

Кредитування міжнародними організаціями в Україні представлено, насамперед, завдяки діяльності Європейського банку реконструкції та розвитку і Фонду розвитку підприємництва. Ці учасники кредитування використовують комерційні банки як посередники [16].

Низка українських банків (та філій іноземних банків в Україні) підписали договори щодо надання пільгових кредитів для суб'єктів малого та середнього підприємництва з Фонду розвитку підприємництва (раніше «Німецько-Український фонд»). Серед інших умов, можливість отримати кредит мали ті представники МСБ України, які мають дохід не більше 10 млн євро на рік, при цьому не менше 3 років ведуть їх діяльність. Оскільки пріоритетними галузями для фонду є сільське господарство, енергетика, переробна промисловість, то у підприємств з цих галузей були вищі шанси отримати доступний кредит. Варто зауважити, що всі кредити були видані у національній валюті, а як ціль використання коштів в основному були інвестиції в розширення виробництва, або вдосконалення поточного.

Державна програма «Доступні кредити 5-7-9%» була запроваджена за ініціативи Президента України та Кабінету Міністрів України з метою підтримки інвестиційних проєктів мікро- та малих підприємств, що сприятиме створенню нових робочих місць, легалізації та розширенню діяльності малого



бізнесу, імпортозаміщенню та поверненню трудових мігрантів. Впровадження Програми за дорученням Уряду України буде здійснювати Фонд розвитку підприємництва через банки-партнери, які володіють технологіями та активно кредитують цільову групу програми – мікро- та малі підприємства [17].

Сучасна програма фонду «Доступні кредити 5-7-9%» передбачає отримання фінансової підтримки за такими компонентами:

- компенсація процентів;
- кредитні гарантії;
- антикризові заходи.

Участь у програмі можуть брати як новостворені так і підприємства, що функціонують понад 12 місяців. Рішення про видачу кредиту лишається за уповноваженим банком. У разі затвердження, підприємство підписує договір з банком, а держава виплачує компенсацію. Таким чином суб'єкти МСБ можуть отримати кредит під ставку 0%, 3%, 5%, 7% або 9% річних.

При компенсації процентів враховуються такі показники як максимальна сума кредиту (не обмежується, але максимальна сума державної допомоги не може перевищувати еквівалентну 200 000,00 євро за трирічний період), встановлюється максимальний розмір комісії банку на рівні 1%. Максимальний термін кредиту встановлюється 5 та 2 роки для інвестиційного та на поповнення обігових коштів відповідно. Власний внесок учасника залежить від терміну діяльності суб'єкта господарювання і становить від 20% для діючого та від 30% від суми для новоствореного бізнесу.

Кредитні гарантії надаються за кредитами мікро та малих підприємств, які не володіють достатнім розміром майна для передачі його в забезпечення за кредитом або характеризуються підвищеними кредитними ризиками, наприклад, як новостворені підприємства [17]. Така підтримка не надається окремо, а виключно разом з компенсацією процентів за кредитами. При цьому необхідно, щоб такі кредити відповідали вимогам даної Програми.

Останній компонент був зумовлений кризовим станом внаслідок пандемії корона вірусу і запроваджений як додатковий. Пакет передбачає

підтримку суб'єктів малого та мікропідприємництва на час проведення карантину або обмежувальних заходів та протягом 90 днів з дня його (їх) відміни. Основними встановленими антикризовими напрямками є наступні:

- підтримка інвестиційних проектів, пов'язаних з виробництвом лікарських засобів, медичних виробів, медичного обладнання;
- підтримка ліквідності ММП за рахунок кредиту на поповнення обігових коштів без прив'язки до витрат за інвестиційним проектом;
- рефінансування існуючої заборгованості за кредитами ММП в банках України.

За даними Міністерства фінансів, станом на 10 листопада від моменту старту Програми «Доступні кредити 5-7-9%» уповноважені банки вже видали 5373 позики на загальну суму в 12,690 мільярда гривень. З них 9,120 мільярда гривень були видані в якості рефінансування попередньо отриманих позик, 2,444 мільярда підприємці отримали на капітальні інвестиції та 1,125 мільярда гривень в якості антикризових кредитів під 3% [18].

Ефективність такої підтримки можна буде спостерігати з часом. Для прикладу, для малих фірм (до 9 осіб) Польща запровадила пільги у вигляді звільнення від сплати соціальних відрахувань за працівників терміном на 3 місяці (за умови зменшення доходу за звітний період у порівнянні з минулим на 50%, при цьому не більше 15 тис. зл.), безвідсоткової позики в розмірі 5 000 злотих (близько 1 100 євро) терміном на 12 місяців (при зменшенні обороту на 50% в порівнянні з минулим місяцем та збереженні робочих місць в продовж 3-х місяців) [19].

Отже, можна зробити висновок про наявність певних особливостей у кредитуванні суб'єктів МСБ. Попри те, що ця сфера потребує вдосконалення нормативно-правової бази, більш рішучих дій держави щодо підтримки та протекціонізму таких підприємств, розвитку інструментів для підвищення ефективності їх господарювання, певні кроки в цьому напрямі вже зроблені і є успішними. Подальше надання можливостей таким підприємствам розвиватись

приведе до покращення економічної ситуації у країні, збільшення кількості робочих місць, підвищення рівнів надходжень до бюджету, покращення кон'юнктури ринку, підвищення якості товарів та послуг. Все це можливе за ефективного кредитування та використання цих ресурсів власне підприємствами. Попри високі ризики, доцільність кредитування МСБ висока, що встановлюється на законодавчому рівні, а також доведено досвідом розвинутих країн.

## **2.2. Концептуальні аспекти моделювання кредитних ризиків МСБ**

Моделювання дозволяє отримати нові знання по об'єкт дослідження, визначити основні співвідношення між залежними і незалежними змінними, провести експеримент, при цьому не ризикуючи нашкодити самому об'єктові, знайти оптимальні значення та спрогнозувати майбутні його стани. Термін «модель» походить від латинського слова «modulus», тобто зразок, пристрій, еталон. У широкому значенні – це будь-який аналог (уявний, умовний: зображення, опис, схема, креслення і т. п.) певного об'єкта, процесу, явища («оригіналу» даної моделі), який використовується як його «замінник». Цей термін можна застосовувати також для позначення системи постулатів, даних і доказів, формального опису деякого явища або стану речей. Словник Вебстера визначає модель як «спрощений опис складного явища або процесу» [51].

Модель відображає не всі, але найважливіші параметри об'єкта реального світу, тому для того, аби процес моделювання був результативним та ефективним, залежно від виду моделювання можуть встановлюватись певні вимоги до моделі, або ж до самого процесу. Властивості, якими володіє система, можуть мати свої особливості функціонування та взаємодії як системи із зовнішнім середовищем, так і її елементів між собою, що потрібно враховувати при дослідженні. Також деякі методи вимагають попередньої обробки даних, або їх перевірку на відповідність певним умовам (наприклад,

нормальний закон розподілу, відсутність аномалій, тощо). Проте є деякі вимоги, яким повинні відповідати моделі будь-якого типу.

У загальному випадку під час побудови моделі потрібно враховувати такі вимоги:

- незалежність результатів розв'язання задач від конкретної фізичної інтерпретації елементів моделі;
- змістовність, тобто здатність моделі відображати істотні риси і властивості реального процесу, який вивчається і моделюється;
- дедуктивність, тобто можливість конструктивного використання моделі для отримання результату;
- індуктивність — вивчення причин і наслідків, від окремого до загального, з метою накопичення необхідних знань [52].

Серед усіх класів моделей важливе місце займають математичні. Передумовою використання таких моделей є формалізація завдання, а результатом є визначені значення цільової функції, обґрунтовані з використанням математичних чи статистичних методів. Практичне значення модель здобуває за умови, що її вивчення наявними засобами доступніше, ніж вивчення самого об'єкта. Саме тому обґрунтованими є такі вимоги до математичної моделі:

- адекватність (відповідність моделі своєму оригіналу);
- простота (відсутність другорядних факторів);
- об'єктивність (відповідність наукових висновків реальним умовам);
- чутливість (здатність моделі реагувати на зміну параметрів);
- стійкість (малому збурюванню вихідних параметрів повинно відповідати мала зміна рішення задачі (моделі));
- універсальність (широта області застосування) [53].

Усі ці вимоги будуть актуальними і для моделей оцінювання кредитних ризиків МСБ. Як уже було сказано, це оцінювання буде проводитись шляхом визначення ймовірності настання дефолту по кредитному договору і

відповідним поділом усіх позичальників банку на 2 класи за цим показником. Така модель повинна відповідати нормам та законодавству України, а також враховувати політику банку щодо кредитування. Регулюючи наскільки «строгими» будуть вимоги до позичальників, банк визначає саме тих клієнтів, кредитування яких у підсумку буде успішним, тобто усі умови кредитного договору мають бути виконаними. Таким чином, не лише позичальник отримує достатній ресурс для розвитку бізнесу, а й банк отримує відповідний прибуток у розмірі відсотків.

Як було сказано, оцінювання ймовірності дефолту по кредитному договору можна визначати на основі фінансових показників суб'єкта господарювання. Кредитоспроможність прямо пов'язана з фінансово-господарським станом підприємства – сукупністю характеристик, які розкривають його забезпеченість фінансовими ресурсами, необхідними для ефективного функціонування, ефективністю використання власних і залучених ресурсів, фінансово-господарськими зв'язками з іншими суб'єктами господарської діяльності, платоспроможністю, прибутковістю, фінансовою стабільністю і діловою активністю [9].

Серед усіх даних, що подаються банківській установі при кредитуванні, такі документи є найкраще структурованими та уніфікованими. Тому для дослідження будуть використовуватись показники, що відображені у документах річної фінансової звітності, а саме Баланс (Звіт про фінансовий стан) та Звіт про фінансові результати (Звіт про сукупний дохід). Проте дослідження абсолютних показників може давати помилкові результати в силу різного масштабу діяльності суб'єкта господарювання. Такий підхід може класифікувати не по можливості виконати умови договору, а по принципу «більше – краще». Саме тому ми вважаємо необхідним використовувати відносні показники при моделюванні.

До основних критеріїв оцінювання кредитоспроможності позичальника належать такі:

- забезпеченість позичальника власними коштами щонайменше на 50 % від загальної суми витрат, які він здійснює;
- репутація позичальника (кваліфікація та здібності керівника, дотримання ділової етики, договірної та платіжної дисципліни);
- оцінка продукції, яка випускається, наявність замовлень на її реалізацію, характер послуг, що надаються (конкурентоспроможність на внутрішньому та зовнішньому ринках, попит на продукцію та послуги, обсяги експорту, ступінь залежності попиту на продукцію від сезонності та ін.);
- економічна кон'юнктура (перспективи розвитку позичальника, наявність або потенційна можливість джерел для фінансування та капіталовкладень);
- ринкова кон'юнктура (перспективи розвитку ринку даного товару чи послуги, позиціювання товару чи послуги позичальника, темпи зростання ринку, сезонність та інші фактори, що впливають на його розвиток);
- ефективність системи управління;
- ринкова позиція позичальника і його залежність від циклічних та структурних змін в економіці та галузі;
- професіоналізм керівництва;
- склад засновників;
- історія погашення кредиторської заборгованості в минулому [9].

Деякі з цих критеріїв є якісними, що дозволяє використовувати більш детальний портрет позичальника для банків. Проте такий підхід вимагає окремої системи розподілу і визначення таких показників, перш ніж застосовувати їх у математичних моделях.

Беручи до уваги праці вітчизняних та зарубіжних науковців [54], [56], [57], [55], було застосовано коефіцієнтний підхід до вирішення задачі. Так було вибрано ті фінансово-статистичні показники, які мають значущість у контексті

кредитоспроможності позичальника банку (ліквідності, платоспроможності, рентабельності тощо). Ці коефіцієнти, а також нормативне значення для деяких з них наведені у табл. 2.6. Оцінювання кредитоспроможності позичальника банку може оцінюватись різними способами, що будуть залежати від типу кредиту, чи вперше цей позичальник бере займ, чи є апіорна інформація про нього. Звичайно немає єдиної уніфікованої моделі, тому дослідження, де використовуються різні показники є цінними та актуальними.

Таблиця 2.6

### Фінансові показники діяльності суб'єкта МСБ

Позначення	Назва	Нормативне значення
K1	Коефіцієнт зносу основних засобів	зменшення
K2	Коефіцієнт загальної ліквідності	>1
K3	Коефіцієнт швидкої ліквідності	>1
K4	Коефіцієнт мобільності активів	
K5	Коефіцієнт ефективності використання оборотних активів (RCA)	зростання
K6	Коефіцієнт оборотності кредиторської заборгованості	зменшення
K7	Коефіцієнт рентабельності власного капіталу (ROE)	зростання
K8	Коефіцієнт співвідношення власного капіталу та активів	не менше 4 %.
K9	Коефіцієнт фінансового ризику (плече фінансового важеля)	
K10	Коефіцієнт фінансової залежності	не більше 0,5.
K11	Коефіцієнт оборотності основних фондів	зростання
K12	Коефіцієнт покриття	>1
K13	Відношення валюти балансу до чистого доходу	
K14	Коефіцієнт ефективності використання загальних активів (ROA)	зростання
K15	Частка власного капіталу та дебіторської заборгованості у валюті балансу	

K16	Коефіцієнт співвідношення позиченого і власного капіталу	0,3-0,5
K17	Коефіцієнт маневрування власного капіталу	зростання
K18	Частка оборотних активів, за виключенням поточних зобов'язань	
K19	Коефіцієнт оборотності дебіторської заборгованості	зростання
K20	Частка довгострокових зобов'язань у джерелах формування капіталу	
K21	Коефіцієнт фінансової стійкості	>1

\*Джерело: Складено авторами

Отже, під час дослідження використовуються дані, наведені у фінансових звітах суб'єктів господарювання, які віднесені у категорію МСБ. На основі цих даних розраховуються відповідні показники, після чого відбувається їх нормування на основі середніх значень і стандартного відхилення:

$$x_{iH}(k) = \frac{x_i(k) - \bar{x}_i}{\sigma},$$

де  $x_i(k)$  – і-й показник суб'єкта  $k$ ,

$\bar{x}_i$  – середнє значення і-го показника,

$\sigma$  – СКВ.

У наведеній групі показників важливе місце займають показники ефективності використання активів. Цю групу коефіцієнтів часто називають коефіцієнтами ефективності, тому що вони є вимірником рівня ефективності використання активів, якими володіє підприємство [54]. Підвищення значення цих показників означає високу ефективність використання ресурсів, і, відповідно, підвищує кредитоспроможність досліджуваного суб'єкта.

Також включені показники структури капіталу підприємства, без яких неможливо було б оцінити відношення та наявність як власних, так і запозичених ресурсів, що використовуються. На основі таких показників визначається фінансова стійкість, що особливо важливо в сучасних умовах. Фінансова стійкість характеризується фінансовою незалежністю, здатністю маневрувати власними



засобами, достатністю і фінансовою забезпеченістю безперебійності основних видів діяльності, станом виробничого потенціалу, тобто стабільністю його діяльності в світлі довгострокової перспективи [57].

Вибір підходящої комбінації різних короткострокових та довгострокових джерел фінансування є одним із найважливіших рішень, що приймаються керівництвом фірм, для формування елементарної придатності для інвестицій та інших рішень [56]. Так, такі показники як коефіцієнт ефективності використання загальних активів (ROA), ефективності використання оборотних активів (RCA), рентабельності власного капіталу (ROE) широко застосовуються у світовій практиці для визначення фінансового стану суб'єктів господарювання, а відтак, доцільності їх інвестування та кредитування.

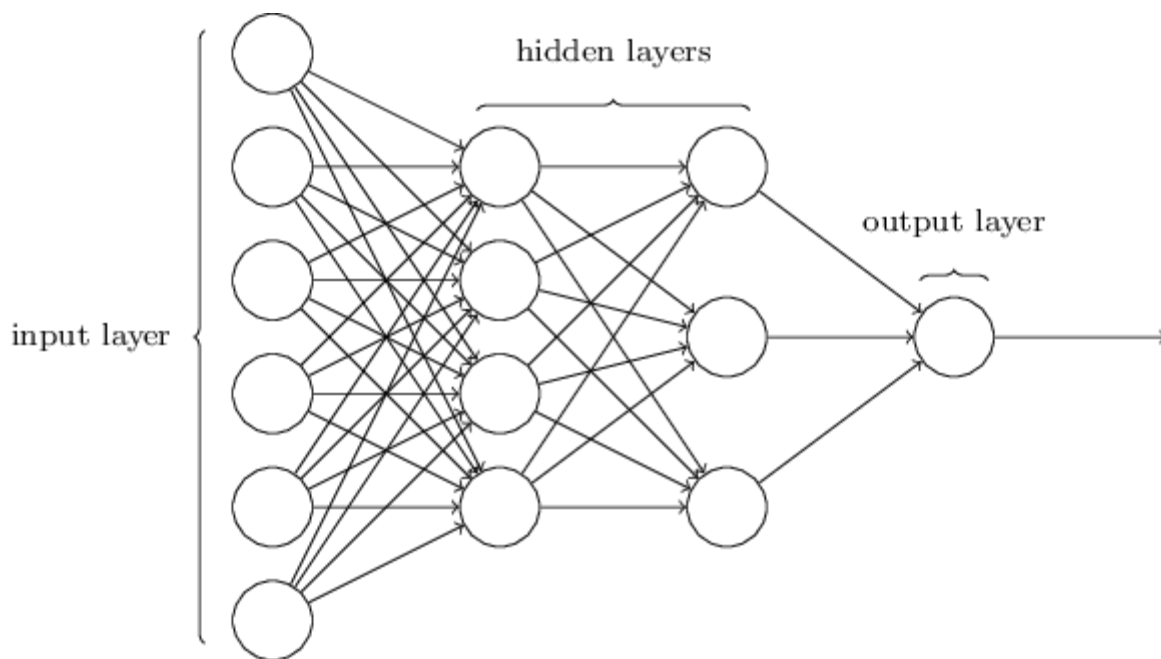
Отже, для проведення дослідження необхідно враховувати усі вимоги до моделей, а також вимоги, що висуваються до певних математичних методів, що застосовуватимуться. Вибір коефіцієнтів та методу нормування є емпіричним і не претендує на статус все вичерпного, але точно є достатнім для проведення такого роду, оскільки враховує найважливіші показники діяльності суб'єктів МСБ.

### **2.3. Моделювання кредитних ризиків МСБ**

У 50-60х роках минулого століття значну увагу науковців привернули дослідження у сфері штучних нейронних мереж, що були створені на базі формального нейрона. Розвиток таких досліджень був поступовим і визначався розвитком у сфері біології, а саме дослідженні функціонування людського мозку. Після того, як формально було описано дію нейрона шляхом процесів активації та гальмування, була спроба перенесення такого механізму в систему комп'ютерних обчислень. Штучним нейроном називають математичну модель, будова якої ґрунтується на основі роботи клітини мозку живих істот – нейрона. Таким чином, використовуючи поєднання таких нейронів, їх організацію у

шари та визначення параметрів їх синаптичного зв'язку, було створено штучну нейронну мережу.

Чи не найдивовижнішою властивістю людського мозку є здатність до самоаналізу. Природа думки цікавить вчених найрізноманітніших напрямків, починаючи з духовних основ буття і закінчуючи анатомією. Але ні висновки філософів, ні результати наукових експериментів не змогли до кінця вирішити цю проблему. Проте за останні кілька десятиліть зусилля нейробіологів та нейроанатомів увінчалися значними успіхами, головним з яких можна вважати механізм навчання нейрона [25]. Такий процес навчання полягає у регулюванні певних параметрів мережі, що визначають силу сигналу нейронів залежно від того, на скільки цей сигнал сприяє чи навпаки зменшує здатність системи виконувати покладені на неї функції, а також від станів зовнішнього середовища, що мають вплив на мережу (рис. 2.2).



**Рис. 2.2.** Схематичне зображення штучної нейронної мережі

Як можна бачити, мережа складається з окремих елементів – нейронів, - які знаходяться у певному розташуванні один відносно одного. Так нейрони групуються у шари. Першим є вхідний шар, на який поступає інформація, далі

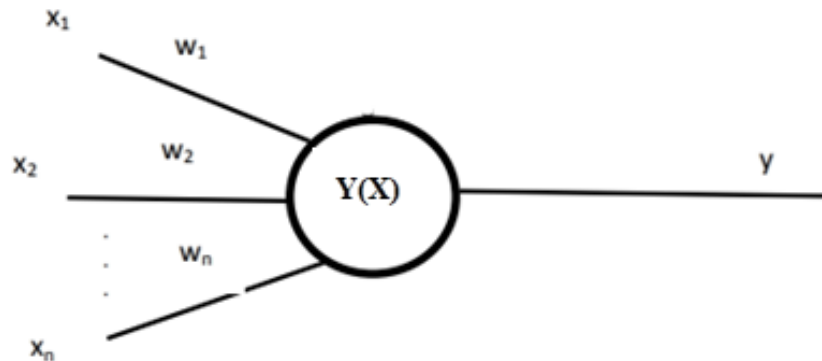
по зв'язках між шарами ця інформація передається до інших шарів, які називають прихованими. Прихованих шарів може бути як один, так і безліч, причому кожен нейрон в одному шарі має зв'язок з усіма у наступному. І так поки інформація не приходить на вихідний шар, що власне і видає результат.

Найбільш вагомим досягненням того періоду було створення штучної нейронної мережі, що отримала назву персептрона. За допомогою цієї нейромережної структури вдалося вирішити велику кількість задач, серед яких передбачення погоди, обробка зображень та розпізнавання образів. У цьому підході основна увага приділялась встановленню характеристик, приписаних фіксованій множині детекторів ознак. Альтернативний підхід розпізнавання зводиться до пошуку «добрих» ознак, на основі яких розпізнавання здійснюється найбільш чітко. Наприклад, персептрон Розенблатта передавав повідомлення від «ока», яке реалізовувалось системою фотоелементів, в блоки електромеханічних комірок пам'яті, які оцінювали відносні величини електричних сигналів. Ці комірки з'єднувались між собою випадковим чином, створюючи мережу з прямими зв'язками. Зазначимо, що в ній були відсутні зворотні зв'язки між нейроподібними елементами. Персептрон міг навчатись шляхом спроб і помилок, а також корекцією електричних імпульсів [26].

Навчання в нейромережах відбувається шляхом повторень нейронних з'єднань, що посилюються при відповідному позитивному результаті. Таким чином зв'язки між нейронами, сукупність яких веде до правильного результату – посилюються, тому ймовірність виведення потрібного результату при аналогічних вхідних даних підвищується. Якщо ж говорити про спосіб підсилення таких зв'язків, то виникає поняття активаційної функції і їх різноманітності.

Активаційна функція – це функція, що обчислює вихідний сигнал штучного нейрона. Якщо надати позначення основним елементам нейромережі (рис. 2.3), то бачимо, що при вході у нейрон значення вхідних сигналів ( $x_i$ ) змінюються залежно від вагових коефіцієнтів ( $w_i$ ), після чого вже у власне

нейроні відбувається обчислення цих значень за деякою математичною функцією ( $Y(X)$ ).



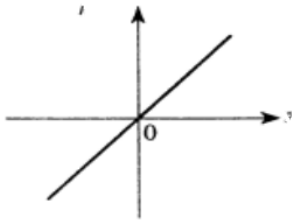
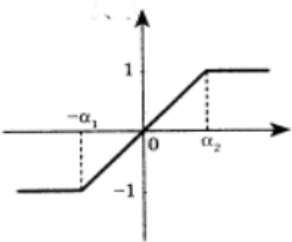
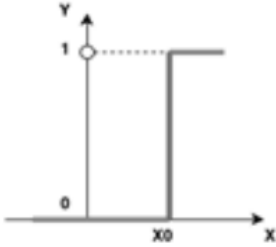
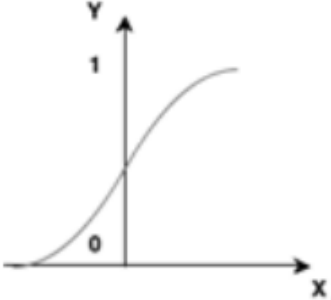
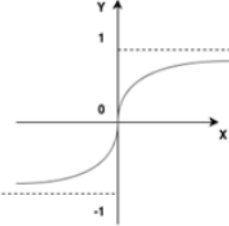
**Рис. 2.3. Математичні величини для опису штучного нейрона [26]**

Нейронна мережа типу персептрон може ефективно відтворювати залежності між вхідними/вихідними змінними навіть за повної відсутності значимих кореляційних зв'язків між ними, бо здатна виявити лінійні закономірності розвитку (як це роблять класичні економетричні моделі) і складні нелінійні функціональні залежності. Така здатність обумовлюється використанням у нейронах нелінійного функціонального перетворювача, який описується деякою функцією активації, наприклад, пороговою, сигмоїдною, гаусовою тощо. Завдяки такій особливості нейронні мережі отримують більшу апроксимуючу здатність для відтворення вихідних функціональних залежностей і прогнозування подальшого розвитку досліджуваних процесів, ніж економетричні аналоги [8]. Деякі з таких функцій та їх графіків наведені в таблиці 2.7.

Таблиця 2.7

#### Активаци́йні функції́ штучних нейронних мереж

Назва	Функція	Графік
-------	---------	--------

Лінійна	$Y(X) = kX, k = const$	
Лінійна біполярна з насиченням	$Y(X) = \begin{cases} 1, X > \alpha_2 \\ k(X), -\alpha_1 \leq X \leq \alpha_2 \\ -1, X < \alpha_1 \end{cases}$	
Порогова	$Y(X) = \begin{cases} 0, X \leq 0 \\ 1, X > 0 \end{cases}$	
Сигмоїдальна	$Y = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha Y)}$ де $\alpha$ – параметр нахилу	
Гіперболічний тангенс	$Y = \operatorname{tg}\left(\frac{Y}{\alpha}\right)$	

\*Джерело: складено авторами на основі [8]

Застосування тої чи іншої функції залежить від виконуваних задач і призначення мережі. У деяких складних мережах необхідно застосовувати не тільки ці функції, а й їх похідні. Проте найчастіше використовуються сигмоїдальні S-подібні функції, які є монотонно зростаючими.

Якщо розглянути найпростіший персептрон, то можна сказати, що це є нейрон бінарного типу, який приймає на вході такі ж бінарні дані. Найпростішою активаційною функцією є лінійна, тому обчислення такого персептрона будуть полягати у знаходженні суми добутків сигналів та їх вагових коефіцієнтів. Після чого елемент перевіряє значення отриманого виразу з певним пороговим і приймає значення «0», якщо значення менше і відповідно «1» якщо більше.

Персептрон може функціонувати у двох режимах: навчання та безпосередньо робота (виконання функцій). Оскільки штучні мережі персептронного типу можуть виконувати задачу розпізнавання образів, то доцільним є їх застосування для розпізнавання таких на рівні суб'єктів МСБ. Задача полягає у тому, аби маючи певні статистичні дані щодо позичальників банку минулих років, навчити мережу оцінювати кредитоспроможність потенційного позичальника банку і видавати результат щодо доцільності чи неприпустимості його кредитування за прийняттого рівня ризику.

Дана задача формалізується наступним чином: нехай маємо сукупність  $n$  спостережень за суб'єктами МСБ, що характеризуються показниками фінансової звітності  $(x_1, x_2, \dots, x_m)$ , а також матрицю коефіцієнтів розмірності  $m \times l$ , де  $l$  – кількість шарів мережі. На початку дослідження цим коефіцієнтам присвоюють випадкові значення. Далі задається активаційна функція  $Y(X)$  та порогове значення  $T$  для виходу. Маючи вибірку даних для навчання, система змінює матрицю ваг таким чином, щоб результат її виходу максимально був близьким до отриманого результату в реальному світі. При цьому якщо розбіжностей між очікуваним і фактичним результатом немає, то система не змінює вагові коефіцієнти.

Реалізація цієї задачі може виконуватись як за допомогою певних мов програмування (наприклад, Python), так і з використанням вже готових програмних додатків (MATLAB, Statistica, Deductor Studio).

Так програма MATLAB не пропонує готових рішень для нейромереж персептронного типу, але підтримує для історичного інтересу. Натомість для

задач класифікації пропонується використовувати мережу розпізнавання образів [28].

Якщо використовувати інструментарій програми для побудови мережі типу перцептрон, то вихідний код матиме вигляд:

```
x = [0 0 1 1; 0 1 0 1];
```

```
t = [0 1 1 1];
```

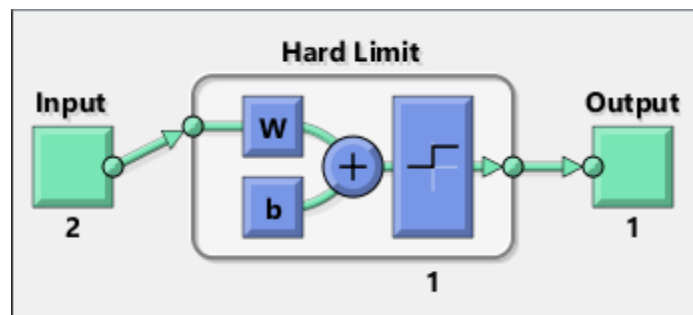
```
net = perceptron;
```

```
net = train(net,x,t);
```

```
view(net)
```

```
y = net(x);
```

Схематично:



**Рис. 2.4.** Зображення мережі типу перцептрон у середовищі MATLAB

Отже, можна бачити просту систему класифікації на основі порогової функції, входи і виходи системи. Звичайно такий тип нейромереж досить примітивний і вищевказаний програмний продукт дозволяє працювати з набагато складнішими структурами, а також використовувати інші активаційні функції, вказуючи параметри мережі, а також обсяг навчальної та тестової вибірки, тощо. Застосування такої нейромереж для оцінювання кредитних ризиків МСБ вважаємо доцільним, оскільки така модель дозволяє враховувати значно більше, ніж, наприклад, лінійна регресія.

Оцінювання кредитних ризиків передбачає наявність певних показників, або ж характеристик позичальників. Такими можуть бути як кількісні, так і якісні змінні. Найбільшого поширення набули саме кількісні, оскільки вони містяться у фінансовій звітності суб'єкта господарювання, що зазвичай є уніфікованим документом, зручним для сприйняття і обробки даних. Таким

чином для оцінювання кредитних ризиків можна використати економіко-математичні моделі.

Традиційними є регресійні методи, насамперед лінійна багатofакторна регресія:  $p = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n$ , де  $p$  — імовірність дефолту;  $w$  — вагові коефіцієнти;  $x$  — характеристики клієнта. Недолік моделі полягає у тому, що ліва частина рівняння містить імовірність, яка набуває значення в інтервалі  $[0, 1]$ , а змінні в правій частині можуть набувати будь-яких значень від  $-\infty$  до  $+\infty$ . Цей недолік може подолати нелінійна модель у формі логістичної регресії:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n$$

При дослідженні імовірності появи події залежно від значень регресорів  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ . У результаті маєтсья значення логіт-функції в інтервалі  $[0;1]$ :

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

Тоді модель матиме вигляд:  $Pr = g(p_0 + p_1x_1 + p_2x_2 + \dots + p_mx_m)$  [29]. Такий підхід є досить обґрунтованим, адже як зазначалося раніше, значна кількість науковців асоціюють поняття ризику з ймовірностями. Відповідно використовуючи бінарні змінні можна інтерпретувати результати моделі як ймовірність повернення чи неповернення кредиту.

Такий підхід заснований на використанні методу лінійної моделі ймовірності, що має вигляд:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1x_{1i} + \beta_2x_{2i} + \dots + \beta_mx_{mi} + u_i, i = \overline{1, n},$$

де  $y_i$  — деяка кількісна змінна, що має лінійний регресійний зв'язок із незалежними змінними  $X$ , для якого виконуються умови, що залишки моделі незалежні й однаково розподілені зі сталою дисперсією  $D$  та  $M(u) = 0$  [30]. Проте така лінійна модель (модель регресії) не завжди здатна якісно передбачити значення залежності змінної. Частково це можна пояснити відсутністю будь-яких обмежень, що в реальному світі практично не зустрічається. Саме тому широким застосуванням у сфері дослідження



моделей, аргументи яких приймають значення в інтервалі від 0 до 1, користується логістична функція.

Logit-моделі засновані на прагненні більш досконалого апарату попередження виникнення кризи у суб'єктів господарювання та базуються на побудові кумулятивних функцій, при цьому не вимагають, щоб незалежні змінні дотримувались багатofакторного нормального розподілу, а також було виключено обмеженість до лінійних рівнянь [31].

Логістична регресія – популярний алгоритм побудови моделей бінарної класифікації і ймовірнісного передбачення. За допомогою даного обробника можна оцінювати вірогідність того, що подія настане для конкретного об'єкта (хворий / здоровий, повернення кредиту / дефолт) [32]. Іншими словами, модель вирішує питання кредитного скорингу.

Кредитний скоринг забезпечує гнучкий інструментарій оцінювання кредитних ризиків і можливість автоматизації процесу прийняття кредитних рішень. Інформаційні системи кредитного скорингу, на основі порівняльного аналізу даних з кредитної історії існуючих позичальників та аналогічних даних претендентів на позику, дозволяють визначити інтегральну бальну оцінку кредитоспроможності (надійності) потенційних позичальників. Метою кредитного скорингу є оптимізація прийняття рішень із надання банківських кредитів [33]. Досягнення цієї мети відбувається шляхом дослідження сукупності даних щодо вже завершених угод.

Технологію кредитного скорингу запропонував американський економіст Д. Дюран на початку 1940-х років. Ця технологія передбачає використання різноманітних коефіцієнтів в умовах бальної системи та класифікацію потенційних позичальників з урахуванням рейтингу їхньої кредитоспроможності. У США 1967 року для оцінювання кредитоспроможності за допомогою скорингу вперше було застосовано інформаційні технології, що дозволило скоротити частку безнадійних кредитів на 50%. У 1980-х рр. було запропоновано модель скорингу на основі нейромереж, що підвищило прибутковість існуючої моделі на 27% [34].

Широке застосування скорингових моделей пояснюється високою зручністю та надійністю інструментарію. Можливість автоматизації процесу прийняття рішень щодо кредитування, з врахуванням минулого досвіду та особливостей конкретної установи не лише оцінити рівень банківського ризику, а й дає ясність і прозорість щодо системи оцінювання позичальників для клієнтів банківських установ. Проте зазвичай така система бального оцінювання позичальників є прихованою з метою запобігання можливим фальсифікаціям.

В основі скорингової оцінки позичальників лежить множина показників, що розглядає їх поведінку як однакову за рівності їх характеристик. Відповідно на основі цього будуються скорингові карти, в яких зазначається сукупність показників та значення скоринг-балу залежно від значення показника. Наприклад, кількісним показником може бути середній річний дохід, і відповідно до того, в які проміжки потрапляє значення, буде нарахована певні кількість балів. Щодо якісних показників, то прикладом таких є наявність/відсутність дітей, освіта, стать, кредитна історія, тощо.

Серед сукупності готових додатків, що дозволяють використовувати logit-моделі варто зазначити Deductor Studio. У бінарній класифікації кожен об'єкт або спостереження повинні бути віднесені до одного з двох класів (наприклад, А і Б). Тоді з кожним обчисленням буде пов'язана подія: об'єкт належить до класу А і належить до класу Б, що і буде результатом. Якщо в процесі аналізу встановлено, що ймовірність належності об'єкта із заданим набором значень ознак (вхідних змінних) до класу А більше, ніж ймовірність його приналежності до класу Б, то він буде класифікований, як об'єкт класу А [32].

Програма описує рівняння регресії у вигляді:

$$P = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n + a_0, \quad \text{де } P = \frac{1}{(1 + \exp(-y))}$$

При цьому розрахунок коефіцієнтів відбувається з використання алгоритму Ньютона. У результаті обираються ті, що забезпечують максимальну правдоподібність.

Ідея методу максимуму правдоподібності полягає в тому, що за оцінку  $\theta$  беруть таке значення параметра  $\theta$ , для якого ймовірність отримання вже наявної вибірки максимальна [35]. Метод максимально правдоподібності застосовується у статистиці для отримання оцінок параметрів генеральної сукупності за даними вибірки. В основі методу лежить функція правдоподібності (likelihood function), що виражає ймовірність одночасної появи результатів вибірки

$$L(Y_1, Y_2, \dots, Y_k; \theta) = p(Y_1; \theta) \times \dots \times p(Y_k; \theta)$$

Відповідно за оцінку невідомого параметра приймається таке значення  $\theta = \theta(Y_1, \dots, Y_k)$ , яке максимізує функцію  $L$ . Для спрощення використовується пошук максимуму логарифма  $\ln(L)$ , оскільки максимум обох функцій досягається при одному й тому ж значенні  $\theta$  [36].

Програма дозволяє обрати розмір навчальної та тестової множини як в абсолютному, так і у відносних значеннях. За замовчуванням обирається 95% даних на навчання і решта 5% - на тестування. Далі пропонується обрати метод відбору змінних серед пропонованих:

- Повне включення (Enter) - в модель будуть включені всі доступні змінні, тобто відбору проводитися не буде.
- Прямий відбір (Forward) - в початкову модель, що складається з однієї константи (Null-модель), на кожному кроці буде включатися по одній змінній, якщо виконується умова включення змінної (значення  $P < \text{заданого}$ ).
- Зворотне виключення (Backward) - з початкової моделі, що складається з усіх доступних змінних, на кожному кроці буде виключатися одна змінна, якщо виконується умова виключення змінної (значення  $P > \text{заданого}$ ).

- Послідовний відбір (Stepwise) - модифікація методу прямого відбору, згідно з якою на кожному кроці після включення нової змінної в модель здійснюється перевірка на значимість інших змінних, які вже були введені в неї раніше. У разі, якщо не значущі змінні будуть виявлені, то вони виключаються зі складу моделі.

Наступним кроком є перетворення відношень ймовірностей у лінійну шкалу балів. У результаті кожному відношенню ймовірності у змінній регресійного рівняння буде відповідати певне число балів (для перегляду використовується візуалізатор Коефіцієнти регресії). По суті це процес перетворення моделі у скорингову карту.

Отже, логістична регресія за суттю і підходом до задачі може успішно використовуватись для оцінювання кредитних ризиків. Враховуючи певні особливості кредитування МСБ подальшим кроком має бути спроба її застосування для вирішення такого типу задач.

Застосування методу дерева рішень для оцінювання кредитних ризиків МСБ зумовлене можливістю налаштувати його з врахуванням особливості діяльності МСБ. Як уже було сказано, дерево рішень складається з вузлів, у яких перевіряється виконання тієї чи іншої умови, після чого відбувається рух далі по дереву до «листя», що є класами, в яких цільова функція набуває певного значення.

Перші ідеї створення «дерев рішень» починаються з робіт П.Ховленда і Е.Ханта кінця 50-х років ХХ століття. Проте основоположною роботою, що дала імпульс для розвитку цього напрямку, стала книга Е.Ханта, Дж.Мерина і П.Стоуна «Experiments in Induction», яку було опубліковано в 1966 р.

Область використання методу дерева рішень можна об'єднати в три класи:

- опис даних: застосування дерева рішень дозволяє зберігати інформацію про вибірку даних в компактній і зручній для обробки формі, що містить в собі точні описи об'єктів;

- класифікація: застосування дерева рішень дозволяє справитися із завданнями класифікації, тобто відношення об'єктів до одного з описаних класів;
- регресія: якщо змінна має недостовірні значення, то застосування дерева рішень дозволяє визначити залежність цієї цільової змінної від незалежних (вхідних) змінних [40].

Дерева рішень — це модель, що будується на логічному ланцюжку правил, які намагаються описати окремі взаємозв'язки між даними щодо очікуваного результату. Структура дерев рішень відкрито показує аргументацію правил і тому дає змогу легко зрозуміти процес прийняття рішення [37]. Дерева рішень мають вигляд графа, в якому відображається структура прийняття рішень від кореня, що знаходить зверху, до листя, яке розміщується внизу дерева. Таке представлення дозволяє легко відслідкувати причинно-наслідковий зв'язок у результаті класифікації. Вузлам дерева зіставляється деяка характеристика, і залежно від кількості варіантів розбиття множини значень характеристики на підмножини, дерева можуть бути дихотомічними — якщо тільки 2 варіанти: істина чи хибність (1 або 0), або ж множинними (коли більше двох варіантів відповіді).

Гілки дерев можуть бути 2х типів: гілки дій (рішень) та подій (результатів). Гілки дій вказують варіанти прийняття певного рішення, з яких особа, що приймає рішення, може вибрати будь-який. Гілки подій зображують невизначені, незалежні від суб'єкта ризику події, які можуть відбутися після дії зовнішніх факторів, що призвели до розгалуження (вузла). Кожній гілці подій відповідає конкретне значення ймовірності її виникнення [41].

Щодо можливих подій, які можуть бути зазначеними у дереві рішень, то їм надається певні оцінки: суб'єктивні та об'єктивні. Виконуючи послідовний рух уздовж побудованих гілок кожен шлях оцінюють на основі ймовірностей, і з усіх можливих оцінок вибирають варіант дій з найменшою ймовірністю втрат. Оптимальним вважається той варіант, який при визначених обставинах

забезпечує найкращі економічні та соціальні результати і враховує найбільшу ймовірність досягнення мети і відхилення від неї [41].

Процес створення дерева відбувається зверху вниз, тобто є низхідним. В ході процесу алгоритм повинен знайти такий критерій розгалуження (критерій розбиття), щоб розбити множину на підмножини, які б асоціювалися з даним вузлом перевірки. Кожен вузол перевірки повинен бути позначений певним атрибутом. Існує правило вибору атрибута: він повинен розбивати вихідну множину даних таким чином, щоб об'єкти підмножин, які утворилися у результаті цього розбиття, були представниками одного класу або ж були максимально наближені до такого розбиття. Кількість об'єктів з інших класів, так званих «домішків», в кожному класі повинно прагнути до мінімуму [38].

Розмір дерева рішень залежить від складності та обсягу вирішуваної задачі. Відповідно для складніших задач необхідно застосовувати більше вузлів для проведення якісної класифікації об'єктів, тоді як для більш простих задач буде достатньо 1-3 рівнів. Визначення розміру дерева полягає у оптимальному використанні інформації, що покращуватиме якість моделі, але при цьому не ускладнюватиме її занадто. Для цього можуть використовуватись 2 стратегії:

- нарощування дерева до певного заданого розміру (на основі досвіду аналітика, наприклад);
- використання набору процедур Бримана і Куїленда (скорочення дерева шляхом відсікання гілок; використання правил зупинки навчання).

Щодо критеріїв розгалуження, то найбільш відомими є міра ентропії і індекс Gini.

Ентропія у широкому значенні означає невизначеність системи. У процесі управління економічними системами (наприклад, виробництвом) постійно існує невизначеність щодо стану справ у керованому об'єкті та його дій (поводження) у той чи інший момент. Необхідно знати, як забезпечується виконання встановленої програми, плану дій, які справи з матеріально-технічним, фінансовим, енергетичним, інформаційним забезпеченням.

Необхідно також мати вичерпну інформацію щодо стану ринкової кон'юнктури, економічної політики державних органів управління, діяльності конкурентів, партнерів, споживачів тощо. Невизначеність виникає і щодо вибору найбільш доцільного рішення з множини можливих (керувальний вплив). Для того щоб усунути цю невизначеність, необхідна інформація [42].

Міра ентропії при побудові дерев рішень – це міра різноманітності класів у вузлі. У результаті розбивки повинні утворюватися вузли з меншою різноманітністю станів вихідної змінної. Отже, ентропія падає, а кількість внутрішньої інформації у вузлі росте. Формально ентропія певного вузла  $T$  дерева рішень визначається:

$$Info(T) = - \sum_{j=1}^n p_j * \log(p_j)$$

Ентропія всієї розбивки – сума ентропій усіх вузлів, помножена на частку записів кожного вузла в загальному числі записів:

$$Info(S) = \frac{N_1}{N} Info(T_1) + \frac{N_2}{N} Info(T_2) + \dots + \frac{N_n}{N} Info(T_n)$$

Для вибору атрибута розщеплення використовується критерій, що називається приростом інформації або зменшенням ентропії [39]:

$$Gain(S) = Info(T) - Info_s(T)$$

Іншим можливим критерієм розгалуження є індекс Gini. Коефіцієнт названий в честь італійського статистика а демографа Коррадо Джині (1884-1965pp). У 1912 році у роботі «Змінність і мінливість» він запропонував використовувати різницю між гіпотетичною прямою лінією, що відображає ідеальну рівність, і фактичною лінією (кривою Лоренца), що відображає доходи людей, як міру нерівності. Проте такий підхід міг застосовуватись і для інших галузей, а в широкому розумінні – для різних розподілів.

Коефіцієнт Джині вимірює нерівність серед значень частотного розподілу (наприклад, рівні доходу). Нульовий коефіцієнт Джині виражає ідеальну рівність, де всі значення однакові (наприклад, коли всі мають однаковий дохід). Коефіцієнт Джині, який дорівнює одному (або 100%),

виражає максимальну нерівність між значеннями (наприклад, для великої кількості людей, де лише одна людина має всі доходи або споживання, а всі інші не мають, коефіцієнт Джині буде майже одиницею) [43].

У контексті атрибутів розчеплення, то за допомогою цього індексу визначають максимальну якість моделі. Так індекс GINI – це площа області між діагоналлю і кривою Лоренца, поділена на площу усієї області під діагоналлю. Індекс Gini широко використовується для аналізу роздільної здатності системи оцінювання при управлінні кредитними ризиками, тобто оцінки здатності моделі розділяти клієнтів на схильних та несхильних до дефолту. Очевидно, що 80% дефолтів, що спостерігалися, зустрічаються саме серед останніх 20% клієнтів. Отже, чим більша область між діагоналлю та кривою, тим вища якість моделі [44]. Якщо задана множина  $T$ , що включає приклади з  $n$  класів, індекс Gini, визначається у такий спосіб:

$$gini(T) = 1 - \sum_{j=1}^n p_j^2,$$

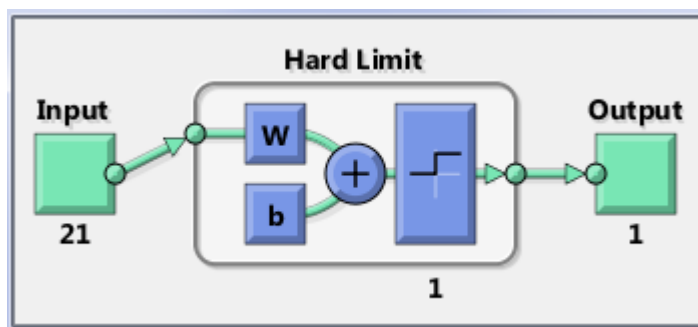
де  $p_j = \frac{N_j}{N}$  – частка класу  $j$  у вузлі  $T$ .

Дерева рішень належать до самих популярних і потужних інструментів Data Mining, що дозволяють ефективно вирішувати задачі класифікації. В основі роботи дерев рішень лежить процес рекурсивної розбивки вхідної множини спостережень або об'єктів на підмножини, асоційовані із класами [39]. Також дерева рішень мають можливість «навчатись» шляхом узагальнення, методу аналогій та логічного висновку.

Серед методів Data Mining дерева рішень доцільно використовувати завдяки їх простоті та легкості розуміння, можливості застосовувати різні алгоритми при вирішенні різного типу задач, а також завдяки можливості графічного представлення, що буде зрозумілим навіть на інтуїтивному рівні. Враховуючи вищесказане, а також аналізуючи праці науковців, можна зробити висновок про доцільність використання методу для оцінювання кредитних ризиків МСБ шляхом класифікації за допомогою «дерева рішень».



Використовуючи вищенаведені моделі було проведено ряд досліджень щодо оцінювання кредитного ризику суб'єктів МСБ. Першим з таких досліджень було застосування нейронної мережі у вигляді одношарового перцептрона. Оскільки задача оцінювання кредитних ризиків на основі фінансових даних є багатовимірною, то графік такої мережі не може бути представлений. Проте схематичне зображення такої мережі наведено нижче.



**Рис. 2.5.** Схематичне зображення мережі перцептронного типу для оцінювання кредитних ризиків МСБ

Виконання задачі проводилось в середовищі MATLAB, використовуючи вищевказані коефіцієнти (Coefficients) та рядок результатів кредитних угод (IsDefault).

```
x = Coefficients;
y = IsDefault;
net = perceptron;
net = train(net,x,y);
view(net);
```

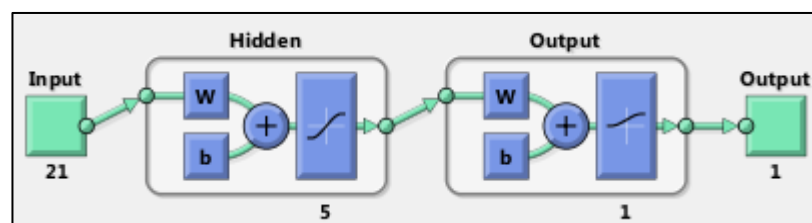
Оскільки система розглядає об'єкти стовпцями, то на вході бачимо 21 нейрон для сприйняття 21 коефіцієнта. Після навчання мережі, маємо наступні результати. Після 1000 ітерацій система досягла максимальної результативності 0,866, що визначається середньою абсолютною похибкою. Матриця неточностей мережі наведена нижче.

Output Class	Target Class		
	0	1	
0	306 83.6%	41 11.2%	88.2% 11.8%
1	11 3.0%	8 2.2%	42.1% 57.9%
	96.5% 3.5%	16.3% 83.7%	85.8% 14.2%

**Рис. 2.6. Матриця неточності моделі одношарового перцептрона**

Отже, провівши 366 досліджень система показала правильний результат у 85,8% випадків. Якщо перевести ці цифри у площину кредитування МСБ, то в 11,2% випадків система надала б кредити суб'єктам, які відносяться до класу проблемних, і 3м відсоткам надійних позичальників – відмовили б.

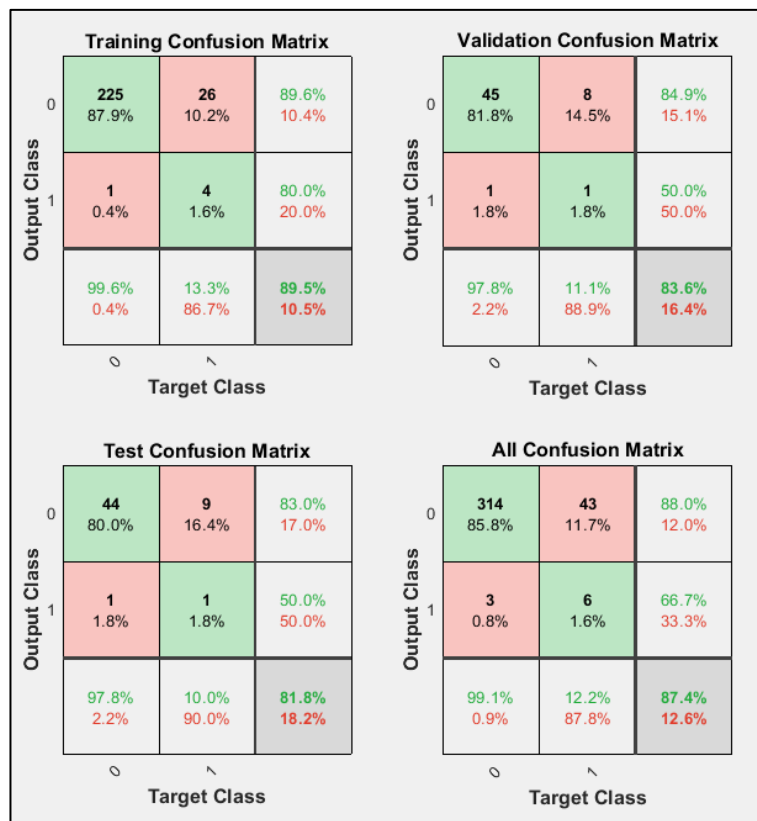
Якщо скористатись рекомендацією MATLAB і використовувати нейронну мережу розпізнавання образів, то за допомогою такого інструменту можна підвищити ефективність моделі. Проте мережа стає складнішою і застосовується більша кількість нейронів у прихованому шарі, а також змінюється активаційна функція (рис.2.7).



**Рис. 2.7. Схематичне відображення мережі розпізнавання образів**

У нашому прикладі застосовується 5 вузлів у прихованому шарі, оскільки за такої цифри максимізується ефективність мережі. Також

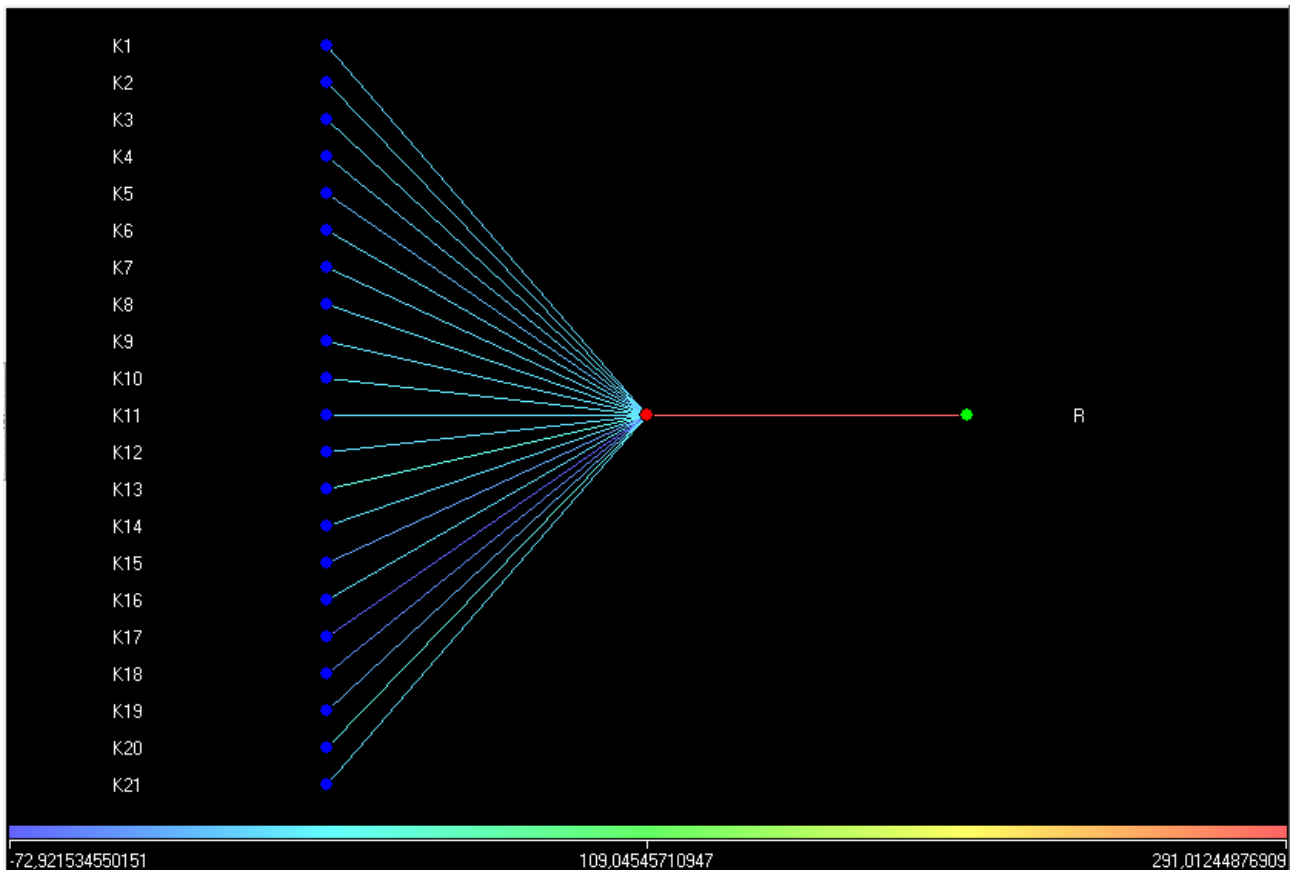
особливістю цього методу є розбиття вибірки на 3 групи: навчання, валідація та тестування. Частка даних в таких групах становила 70, 15 та 15 відсотків відповідно. Матриця похибок для цих груп і мережі загалом наведена нижче.



**Рис. 2.8. Матриця похибок для мережі розпізнавання образів**

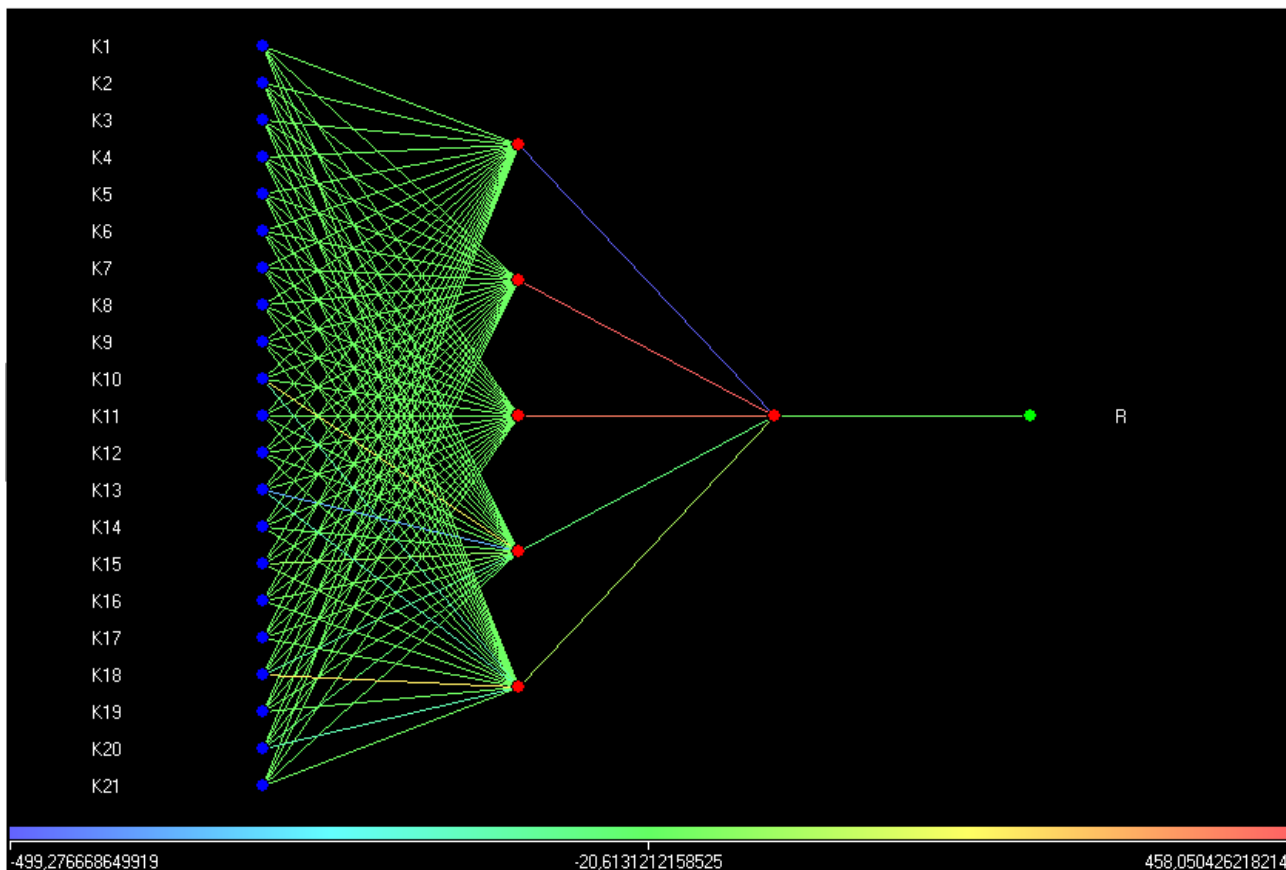
Отже, можна зробити висновки про вищу ефективність моделі розпізнавання образів порівняно з перцептроном. Так навчаючись і тренуючись на тій же вибірці даних, модель показала кращі загальні результати. За використання цієї моделі відсоток надання дефолтних кредитів становив би 11,7, а помилка при ненаданні кредиту суб'єктам з надійного класу становила б 0,8%.

Якщо застосувати для вирішення цієї ж задачі середовище програми Deductor Studio, то використовуючи 95% даних як навчальну вибірку і решта 5% - як тестову, система згенерує нейронну мережу на основі сигмоїдної активаційної функції (рис.2.9).



**Рис. 2.9. Зображення нейронної мережі оцінювання кредитних ризиків МСБ з одним прихованим шаром, в якому 1 нейрон у програмі Deductor Studio**

Середня абсолютна похибка такої моделі становить 0,095 для навчальної вибірки, та 0,186 для тестової. Якщо ж використовувати 2-шарову архітектуру, причому у першому прихованому шарі додати 5 нейронів, а в другому – 1(аналогічно як у другій моделі в середовищі MATLAB) (рис.2.10), то середня абсолютна похибка такої мереж становитиме 0,088 для навчальної вибірки та 0,098 для тестової.



**Рис. 2.10. Зображення двошарової нейромережі у середовищі Deductor Studio**

Отже, використання різного типу мереж у різних програмних середовищах є виправданим і може застосовуватись для вирішення задачі оцінювання кредитних ризиків МСБ. Можливо при більшому наборі даних та експериментами з різними параметрами мережі, буде створена така, що матиме абсолютну помилку ще нижчу. Наразі результати навчання і тестування обох мереж (враховуючи середню абсолютну похибку) є досить високими. Очевидно, що мережі із складнішою структурою дають кращі результати ніж одношаровий перцептрон. Проте ця модель може застосовуватись для більш простих класифікацій, а також з навчальною метою.

Використання logt-регресії для оцінювання ймовірності настання дефолту відбувалось у середовищі Deductor Studio. При однакових початкових умовах: вибірка даних, метод нормалізації, співвідношення навчальної та

тестової вибірки, кількість ітерацій, та було перевірено 4 методи відбору змінних. Результати моделювання відображені у таблиці 2.8.

Таблиця 2.8

**Результати застосування логістичної функції для оцінювання кредитних ризиків при різних методах відбору змінних**

Назва методу	Умова	Середня абсолютна похибка у навчальній вибірці	Середня абсолютна похибка у тестовій вибірці	Значення функції максимальної правдоподібності
Повне включення	Використовуються усі 21 коефіцієнти	0,33	0,61	221,415
Прямий відбір	Додавання змінної при $P < 0,05$	0,47	0,39	252,636
Зворотний відбір	Виключення змінної при $P > 0,1$	0,34	0,56	224,058
Послідовний відбір	Додавання при $P < 0,05$ та виключення при $P > 0$	0,47	0,39	249,168

\*Джерело: Складено авторами

За даними таблиці найвище значення функції максимальної правдоподібності у моделі з прямим відбором змінних. А це означає, що найвища щільність ймовірності появи результатів вибірки буде саме за таких параметрів моделі. При цьому використовуються не всі, а лише деякі показники, а саме:  $K_{11}$  та  $K_{17}$  з коефіцієнтами -4,956 та -1,641 відповідно при константі -2,646.

Емпіричним шляхом досліджувалась можливість включення більшої кількості змінних при незначних втратах якості моделі шляхом збільшення порогового значення  $P$  з кроком 0,01. Так при  $P < 0,07$  модель містила 4 змінні:  $K_{11}$ ,  $K_{17}$ ,  $K_{19}$  та  $K_6$  з коефіцієнтами -4,685, -1,520, 0,387 та -0,560 відповідно і значенні константи -2,673. Значення функції максимальної правдоподібності за таких параметрів становить 241,568, а вже при  $P < 0,08$  – 224,769.

Проте якщо брати до уваги усі визначені коефіцієнти, то регресія матиме дещо інший вигляд. Нижче наведено аналітичну таблицю для логістичної регресії, яка бере до уваги усі змінні, тобто не використовує методів відбору, а використовується «Повне включення».

Таблиця 2.9

### Значення коефіцієнтів logit-регресії у середовищі Deductor Studio

Фактор	Коефіцієнт	Стандартна похибка	Фактор	Коефіцієнт	Стандартна похибка
Константа	-3,77697		K11	-6,86532	4,6386
K1	0,28935	0,2141	K12	-0,23824	0,7708
K2	-0,09858	0,7558	K13	-0,24787	0,2797
K3	0,47591	0,3938	K14	1,25246	2,0516
K4	0,35884	0,4546	K15	-0,27802	0,7176
K5	-0,93629	1,1128	K16	273,72484	262,3709
K6	-0,63312	0,8362	K17	-4,04427	3,6586
K7	-6,80981	7,3327	K18	-0,46948	0,4059
K8	-2,44268	2,2072	K19	0,50036	0,2317
K9	-272,30592	262,5065	K20	-2,44045	2,0111
K10	-0,61206	0,6796	K21	0,32854	0,4247

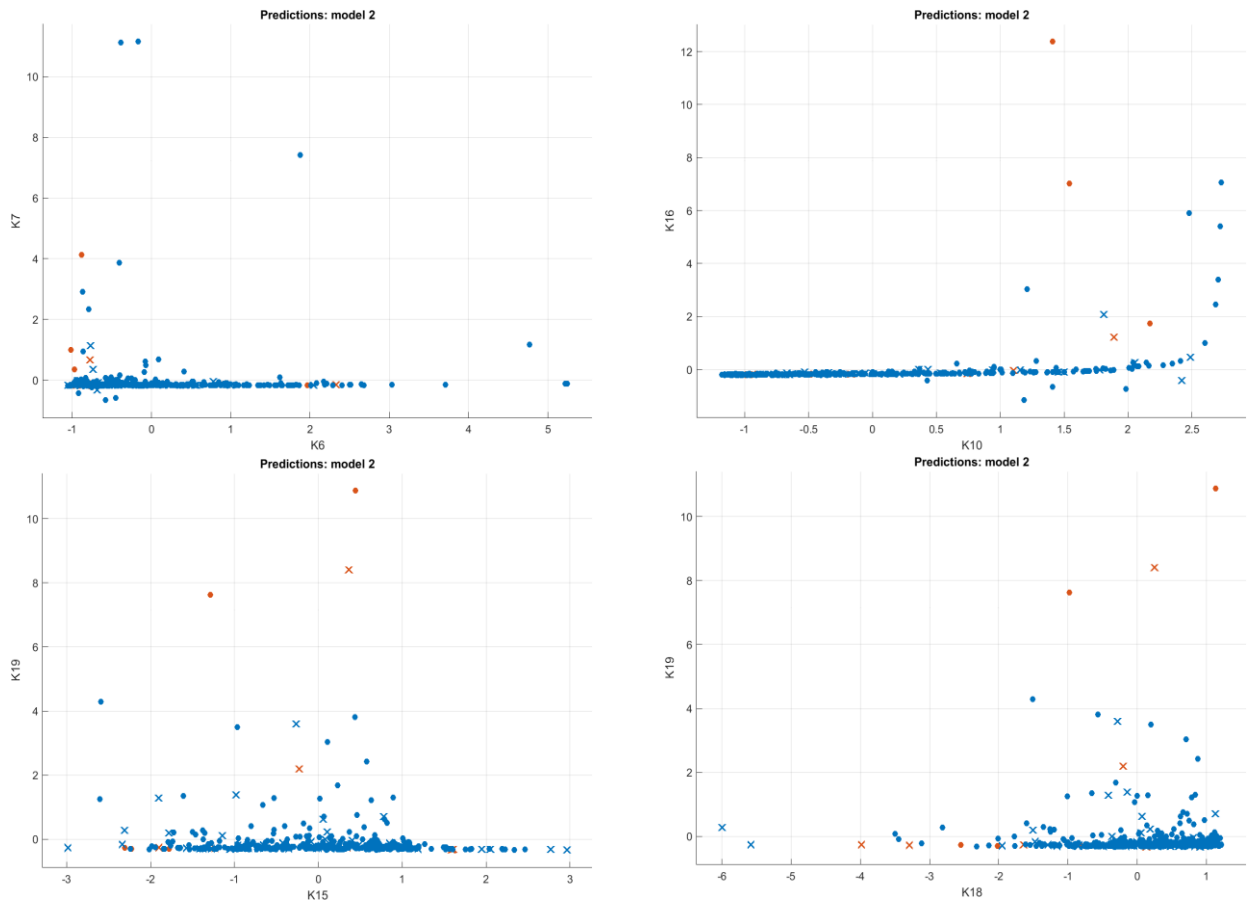
\*Джерело: Складено авторами

Інтерпретація значень коефіцієнтів логістичної регресії дещо складніша, ніж лінійної. Якщо коефіцієнт для змінної  $x_j$  дорівнює  $w_j$ , то коефіцієнти позитивного результату множаться на коефіцієнт  $\exp(w_j)$  для кожної значення зміни  $x_j$  на одиницю.

Також інструмент логістичної регресії можна використати у середовищі MATLAB у відповідному модулі Classification Learner. У якості результату маємо графік розсіювання, що зображений на рис. 2.11, де точками позначено правильно змодельовані значення, а хрестиками – неправильно; червоним кольором позначені дефолтні договори, відповідно синім – договори, умови яких були виконані.

Загальна точність такої моделі становить 87,2%, а значення функції правдоподібності -117,037. Від’ємний знак функції означає застосування

алгоритму максимізації ймовірності, що у розглядуваній задачі відбувається навпаки: 1 означає дефолт.



**Рис. 2.11. Графіки розсіювання деяких величин логістичної регресії у середовищі MATLAB**

У попередній програмній реалізації методу можна було вказати, яке значення вихідної змінної приймається за одиницю зараз же будемо користуватись такими значеннями у розумінні особливості цієї реалізації. Тож значення коефіцієнтів logit-регресії у середовищі MATLAB наступні:

Таблиця 2.10

### Значення коефіцієнтів logit-регресії у середовищі MATLAB

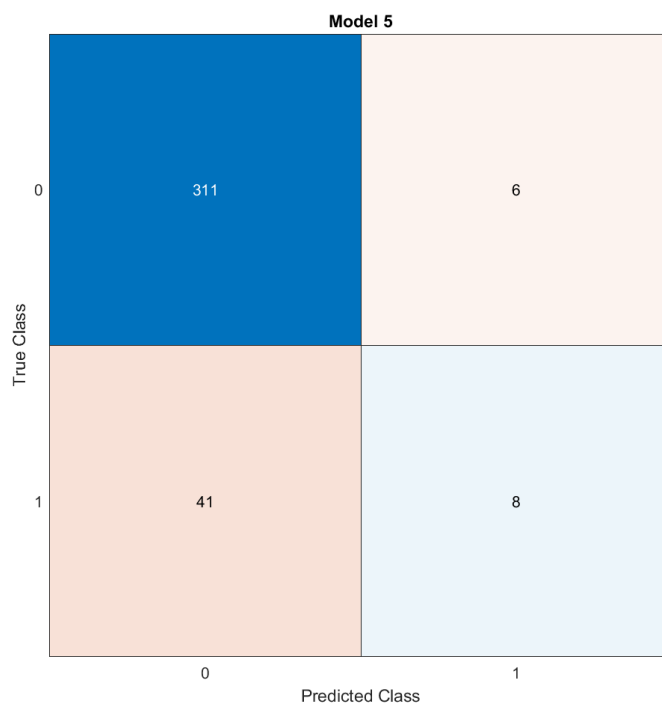
Фактор	Коефіцієнт	Стандартна похибка	Фактор	Коефіцієнт	Стандартна похибка
Константа	3,81186	0,91571	K11	6,80646	4,71408
K1	-0,22793	0,20254	K12	0,26080	0,73777
K2	0,04641	0,74145	K13	0,31126	0,28704



K3	-0,42319	0,38538	K14	-1,17057	2,02673
K4	-0,35843	0,46190	K15	0,24768	0,68534
K5	0,94004	1,05860	K16	-211,00483	228,89378
K6	0,60401	0,81365	K17	4,57135	3,76178
K7	7,99059	7,83322	K18	0,41955	0,38732
K8	1,92836	2,11445	K19	-0,54220	0,18522
K9	209,28212	229,05193	K20	2,08540	1,91136
K10	0,41125	0,65352	K21	-0,22969	0,40627

\*Джерело: Складено авторами

Матриця похибок для цієї моделі представлена на рис. 2.12.



**Рис. 2.12.** матриця похибок для logit-моделі у середовищі MATLAB

Якщо порівняти силу впливу факторів на оцінку, то в обох моделях найсильнішими є K7, K9, K11, K14, K16 та K19. При цьому середнє значення похибки першої моделі становить 26,3, а другої – 23,21. Проте обидві моделі добре підходять для вирішення задачі оцінювання кредитних ризиків шляхом знаходження ймовірності настання дефолту. Перевагою першої програми є розуміння суті задачі, а саме: оцінювання кредитних ризиків, а перевагою другої – її абсолютна універсальність.

Ще одним із потужних інструментів для класифікації даних з можливістю навчання є дерево рішень. Як уже було сказано, алгоритм працює на певних правилах типу «якщо..., то...» і методом послідовних відповідей на ці питання у вузлах можемо прийти до висновку щодо віднесення об'єкта до того чи іншого наперед відомого класу.

Як і у попередніх методах, необхідні вхідні та вихідні дані, на основі яких буде проводитись навчання, а потім порівняння якості методу. У програмі Deductor Studio є можливість обрати розмір навчальної та тестової вибірки (для дослідження беремо 95 та 5% відповідно). Після чого обираються параметри побудови дерева, такі як «рання зупинка» та параметри відсікання гілок.

Для першого пропонується обрати мінімальну кількість прикладів, які можуть знаходитись в одному вузлі. Мається на увазі чи буде можливе подальше розгалуження, чи цей вузол буде перетворено на лист. Для дослідження будемо використовувати цей показник на рівні 2. Крім того у налаштуваннях розміру дерева необхідно зробити вибір на користь складності чи достовірності, поставивши прапорець у відповідному вікні. Тоді програма використовуватиме спеціальний алгоритм, що буде підвищувати достовірність результатів, хоч і можливе ускладнення самого дерева. Оскільки достовірність – це число розпізнаних об'єктів у вузлі від загальної їх кількості, то враховуючи специфіку поставленої задачі, ми будемо використовувати таку опцію.

Щодо параметрів відсікання, то пропонується обрати рівень довіри (виражений у відсотках). Чим нижчим буде цей показник, тим більше вузлів буде відсікатись, відповідно чим вище – тим більш «гіллястим» буде дерево. За замовчуванням цей показник встановлено у розмірі 20%. Крім того, програма пропонує автоматичну або інтерактивну побудову дерева. Вибір другого способу побудови дозволяє аналітику використати певні його емпіричні знання або ж враховувати специфіку задачі. Тоді аналітик може сам додавати вузли і змінювати порогові значення на основі індексу Gini. Проте така функція не буде використовуватись у даному дослідженні.

Отже, налаштувавши вищезазначені параметри, маємо дерево рішень, що представлено на рис.2.13.

Условие	Следствие	Поддержка	Достоверность
ЕСЛИ		348	301
K17 < -1,6502	1	4	4
K17 >= -1,6502		344	301
K12 < -1,0859	1	2	2
K12 >= -1,0859		342	301
K15 < 2,6136		340	301
K3 < -0,83945	1	5	4
K3 >= -0,83945		335	300
K19 < 0,56805	0	316	285
K19 >= 0,56805		19	15
K13 < 0,027	0	15	15
K13 >= 0,027	1	4	4
K15 >= 2,6136	1		2

**Рис. 2.13. Реалізація дерева рішень у середовищі Deductor Studio**

Отже, на рисунку графічне відображення дерева і відповідних правил у кожному вузлі. Як можна бачити, дане дерево містить 7 правил, що ґрунтуються на таких коефіцієнтах: K17, K12, K15, K3, K19, K13. Також програма представляє такі значення як підтримка і достовірність для кожного вузла. Підтримка – це кількість прикладів, що потрапили у вузол від загального числа прикладів у вибірці. Відповідно, чим вище це значення, тим більш статистично значимим є результат. Для такої статистики по кожному правилу як в абсолютних, так і у відносних значеннях можна використовувати візуалізатор «Правила» (рис.2.14). Також у програмі доступний візуалізатор «Значимість атрибутів» (2.13), у якому можна прослідкувати на скільки сильною є вплив даного фактора на вихідне значення.

№	Условие			Следствие	Поддержка		Достоверность	
	Показатель	Знак	Значение		Кол-во	%	Кол-во	%
1	9.0 K17	<	-1,6502	1	4	1,15	4	100,00
2	9.0 K17	>=	-1,6502	1	2	0,57	2	100,00
	9.0 K12	<	-1,0859					
3	9.0 K17	>=	-1,6502	1	5	1,44	4	80,00
	9.0 K12	>=	-1,0859					
	9.0 K15	<	2,6136					
	9.0 K3	<	-0,83945					
4	9.0 K17	>=	-1,6502	0	316	90,80	285	90,19
	9.0 K12	>=	-1,0859					
	9.0 K15	<	2,6136					
	9.0 K3	>=	-0,83945					
	9.0 K19	<	0,56805					
5	9.0 K17	>=	-1,6502	0	15	4,31	15	100,00
	9.0 K12	>=	-1,0859					
	9.0 K15	<	2,6136					
	9.0 K3	>=	-0,83945					
	9.0 K19	>=	0,56805					
	9.0 K13	<	0,027					
6	9.0 K17	>=	-1,6502	1	4	1,15	4	100,00
	9.0 K12	>=	-1,0859					
	9.0 K15	<	2,6136					
	9.0 K3	>=	-0,83945					
	9.0 K19	>=	0,56805					
	9.0 K13	>=	0,027					
7	9.0 K17	>=	-1,6502	1	2	0,57	2	100,00
	9.0 K12	>=	-1,0859					
	9.0 K15	>=	2,6136					

Рис. 2.14. Вигляд візуалізатора «Правила» у програмі Deductor

## Studio





















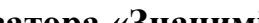
№	Номер	Атрибут	Значимість, %	/
1	13	K13		28,874
2	17	K17		24,096
3	3	K3		19,071
4	15	K15		12,656
5	12	K12		12,403
6	19	K19		2,899
7	14	K14		0,000
8	21	K21		0,000
9	18	K18		0,000
10	20	K20		0,000
11	16	K16		0,000
12	5	K5		0,000
13	6	K6		0,000
14	4	K4		0,000
15	1	K1		0,000
16	2	K2		0,000
17	10	K10		0,000
18	11	K11		0,000
19	9	K9		0,000
20	7	K7		0,000
21	8	K8		0,000

Рис. 2.15. Вигляд візуалізатора «Значимість атрибутів» у програмі Deductor Studio

Якщо ж використати всі ті ж самі умови, тільки без відсікання гілок, то правил уже буде 44 (Додаток А). У такому дереві найбільш значимими атрибутами (у порядку спадання) будуть: K1, K17, K15, K19, K5, K12. Відповідно матриці похибок для цих двох моделей представлені на рис. 2.16.

Фактически	Классифицировано			Итого
	0	1		
0	315	2		317
1	33	16		49
Итого	348	18		366

а)

Фактически	Классифицировано			Итого
	0	1		
0	317			317
1	19	30		49
Итого	336	30		366

б)

**Рис.2.16. Матриці похибок для дерев рішень у середовищі Deductor Studio: а) модель з 7-ма правилами; б) модель з 44-ма правилами**

Отже, можемо спостерігати відносно високі результати навчання моделей. Перша модель правильно класифікувала 315 значень, коли умови договору були виконані, що становить 99,37% від усіх таких договорів, а 0,63%, або ж 2 суб'єкта розпізнала як ризикового, що було хибним. При цьому лише 16 з 49 (32,65%) були класифіковані як ризикові. Щодо складнішої моделі, то вона розпізнала усі 100% суб'єктів, що виконали умови кредитних договорів. Але помилилась у 19 випадках (38,78%) і віднесла до таких суб'єкти, які по факту мали дефолт. Решту 30 випадків (61,22%) система розпізнала. Тому можна зробити висновок, що складніша структура дерева рішень може бути більш корисною, ніж та, у якій враховуються лише найбільш суттєві показники.

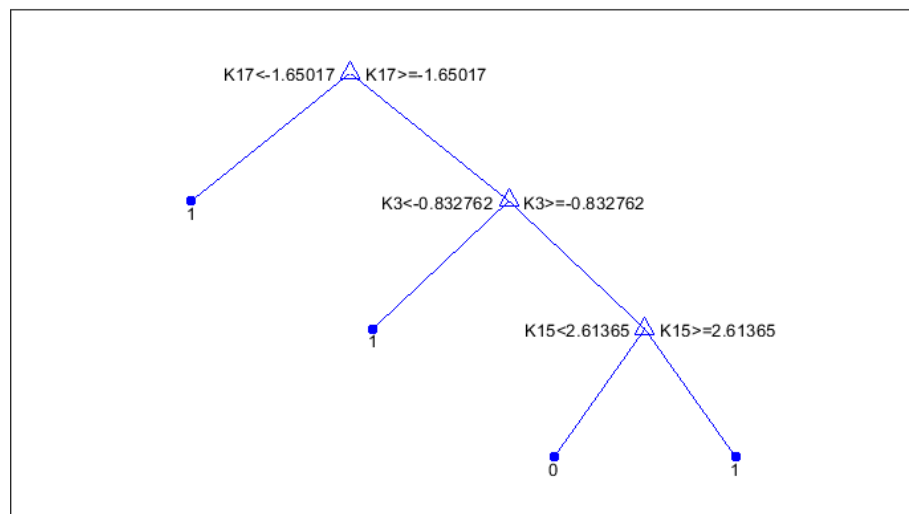
Реалізація цього ж методу у середовищі MATLAB відбувається у тому ж додатку, що і logit-регресія: Classification Learner. Після вибору набору даних і встановлення їх параметрів, обирається дерево рішень серед можливих. Поточна версія програми (2020-го року) пропонує 3 моделі на вибір: Coarse Tree, Medium Tre та Fine Tree. За даними [45] усі вони є швидкими (<0,01 с), легко інтерпретуються та використовують не великий ресурс пам'яті (<1Мб). Різниця полягає у гнучкості моделей. Гнучкість полягає у кількості розривів,

що допускаються при проектуванні. Так для першого типу моделі максимальна кількість розривів становить 4, для другої – 20 і 100 відповідно для третьої. Таким чином визначається наскільки модель буде розгалуженою.

Також у програмі є можливість обрати всі одразу і визначити, в якій з них буде найвищий показник загальної точності. Для даної моделі цей показник становить 85,0% для моделі Coarse Tree (для дерев типу Fine та Medium – 75,4 та 76,2% відповідно). Така модель на досліджуваних даних враховує лише 3 показники (рис.2.17). Для виведення графічного представлення моделі необхідно ввести код:

```
view(trainedModelTree.ClassificationTree,'Mode','graph'),
```

де `trainedModelTree` – назва попередньо експортованої моделі з додатку в робоче середовище.

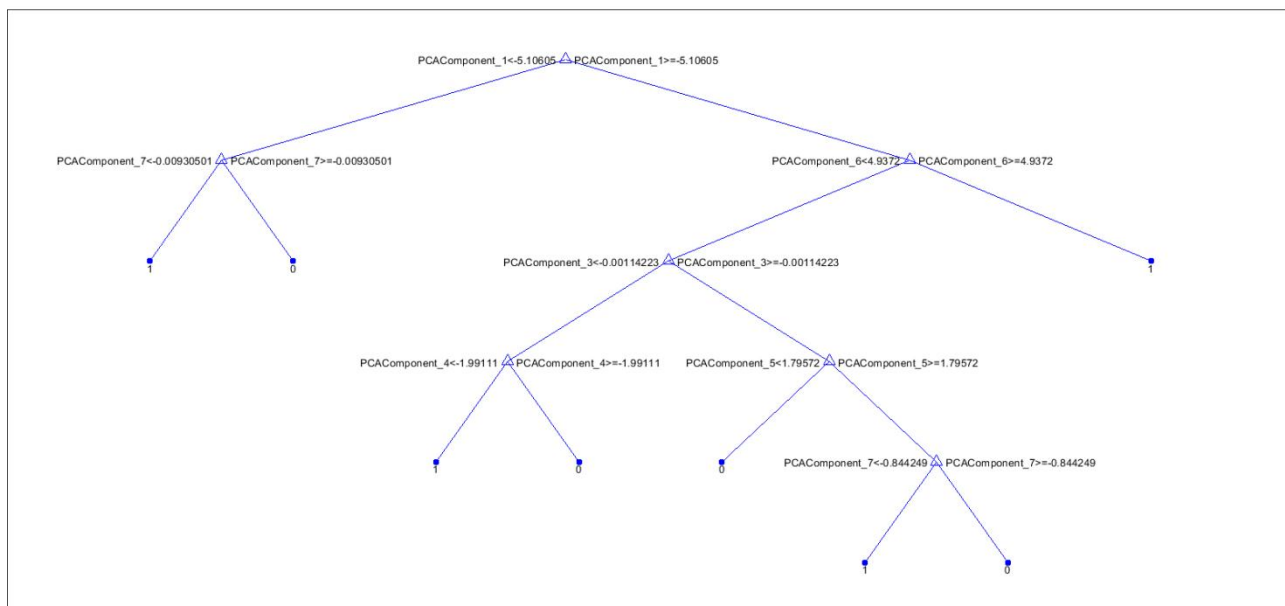


**Рис. 2.17** Дерево рішення типу Coarse Tree, реалізоване у середовищі MATLAB

Проте у додатку є можливість врахування головних компонент набору даних (PCA). За допомогою методу головних компонент прагнуть виявити взаємозв'язки даних, що складають великі масиви результатів первинних вимірювань. У результаті застосування методу головних компонент здійснюється перехід до нового ортогонального базису, осі якого орієнтовані по

напрямах максимальної дисперсії набору вхідних даних. Таке перетворення дозволяє стискувати інформацію шляхом відкидання координат, що відповідають напрямкам із мінімальною дисперсією. Кожна головна компонента має дисперсію, максимально можливу з усіх комбінацій початкових змінних, за умови ортогональності попередній головній компоненті. Таким чином, задача зводиться до пошуку таких лінійних комбінацій початкових показників, які пояснювали б максимально можливу частку змінюваності (суму дисперсій) початкових показників. У більшості випадків багатопараметричний масив експериментальної інформації, що містить десятки змінних, можна представити у виді масиву, що містить дві-три змінні, оскільки перші дві або три головні компоненти відображають близько 80% початкових даних [46].

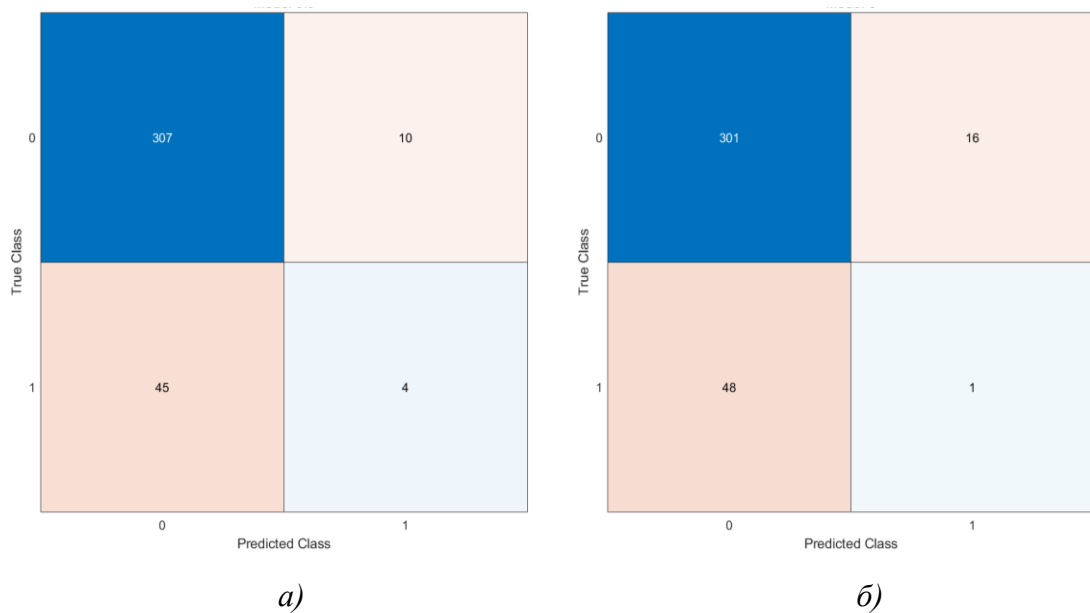
У досліджуваному наборі даних в середовищі MATLAB у функції PCA обираємо пояснення змінної на 80%. Тоді дерево рішень враховує 7 критеріїв та має вигляд:



**Рисунок 2.18. Дерево рішення, реалізоване у середовищі MATLAB (PCA пояснює 80%)**

У даній моделі враховуються такі компоненти: K1, K6, K7, K3, K4, K5. Загальна точність такої моделі становить 82,5%. Варто зазначити, що за

замовчуванням встановлено обмеження щодо кількості розгалужень дерева. Цей параметр, а також критерій розгалуження та мінімальну кількість об'єктів у вузлі перед створенням нового, можна змінити в розширених налаштуваннях (Advanced). Емпірична зміна цих параметрів у кількох варіаціях не привела до підвищення показника загальної точності моделі. Матриці похибок для цих дерев рішень у середовищі MATLAB представлено нижче.



**Рисунок 2.19. Матриці похибок для дерев рішень у середовищі MATLAB: а) модель із 3-ма правилами; б) модель з 7-ма правилами**

Отже, за використання першої моделі було правильно встановлено 307 суб'єктів, що не мали дефолту по кредиту (96,8%), а також 4 «дефолтних» (8,2%). Проте 45 таких (91,8%) були помилково класифіковані, що принесло великі збитки банківській установі. Щодо другої, поліпшеної моделі, то правильно було розпізнано 95% успішно виконаних договорів та 16 з них (5%) класифіковано як «ризикові». Проте щодо класифікації справді ризикових, то модель також погано впоралась із завданням і 48 з 49 (98%) дефолтних договорів не розпізнала як таких.

Якщо використати усі надбудови і додаткові налаштування в середовищі, аби забезпечити умови такі ж, як для другої моделі у середовищі



Deductor Studio, то попри складність моделі відсоток розпізнаних дефолтних угод буде не набагато вищим (до 17% у різних варіаціях), тоді як неправильно розпізнаних – понад 80%.

Отже, застосування такого інструментарію в навчальних цілях дає можливість краще розуміти досліджувану проблематику. Дослідження вищезазначених інструментів для оцінювання кредитних ризиків МСБ показало досить різні результати. Загалом ці методи становлять частину методів датамайнінгу (DataMining). У банківській сфері питання застосування технології DataMining стає все більш актуальним. Це обумовлено, перш за все, накопиченням банками великих обсягів інформації, збільшенням кількості випадків неповернення кредитів, посиленням конкурентної боротьби. У звіті Асоціації американських банкірів (ABA) відзначається, що 45 з 100 найбільших банків США вже впровадили у себе системи інтелектуального аналізу даних, і ще близько 50 банків запустили пілотні проекти або планують це зробити найближчим часом. За допомогою інструментів DataMining банк може отримати «профілі» сумлінних і неблагонадійних позичальників. Крім того, можливо класифікувати позичальника за групами ризику, тобто не тільки вирішити питання про можливість кредитування, але і встановити ліміт кредиту, відсотки по ньому і термін повернення [60]. Отже, подальше дослідження і застосування вищевказаних методів має на меті покращення стану кредитування МСБ, а також вивчення нових інструментів для вирішення задач такого типу. Такі методи дають простір для генерації нових ідей і нових наукових розвідок у досліджуваній тематиці.

## РОЗДІЛ 3.

# ДОСЛІДЖЕННЯ КРЕДИТНИХ РИЗИКІВ МАЛОГО ТА СЕРЕДНЬОГО БІЗНЕСУ

### 3.1. Валідація моделі

При моделюванні систем та явищ реального світу може виникнути ситуація, коли змодельовані значення не відповідатимуть реальності. Така ситуація може відбуватись внаслідок різних причин, серед яких неправильна специфікація, порушення алгоритму виконання методу, систематичні та випадкові помилки, недооцінений вплив стохастичних компонент, тощо. І оскільки метою моделювання є спрощене відображення найважливіших характеристик, станів реальних ситуацій, їх прогнозування та оцінювання, то має бути така характеристика моделі, яка вказувала б на відповідність модельованих даних реальним. Найчастіше такою характеристикою є адекватність моделі.

Під адекватністю розуміють ступінь відповідності моделі реальному об'єкту або процесу, для опису якого вона будується. В найкращому випадку еталоном повинен був бути ідеальний процес прийняття рішення, при якому формувались би рекомендації, що приводили б до мінімальних відхилень [49].

Адекватність моделі — дещо умовне поняття, оскільки повної відповідності моделі реальному об'єктові не може бути. Це є характерним і для економіко-математичного моделювання. Йдеться не просто про адекватність, а про відповідність тим властивостям, які вважаються суттєвими для дослідника, відповідають меті дослідження та усталеній системі гіпотез. Зазначимо, що перевірка адекватності економіко-математичних моделей не є простою. Вона обтяжена складністю вимірювання економічних величин. Але без такої перевірки застосування результатів моделювання в аналізі та управлінських рішеннях може не лише виявитися малокорисним, а й призвести до негативних наслідків [47].

Для досліджуваної проблематики такими негативними наслідками є втрата фінансових ресурсів банківської установи у разі дефолту, або ризик невикористаних можливостей у разі помилкового віднесення суб'єкта господарювання до класу ризикових. Тому адекватність моделей має перевірятись з урахуванням пріоритетів для банківських установ, а також її кількісний (вимірювання точності) та якісний аналіз загалом. Для цього використовують сукупність показників (коефіцієнтів), при цьому їх вибір залежить від типу моделі, яку потрібно дослідити.

Як правило, після навчання нейромережі здійснюють контрольне відтворення даних, що складають навчальну множину. Якщо точність відтворення задовільна і відхилення знаходяться в припустимих границях, вважають, що побудовано задовільну модель і варто очікувати достатню якість відображення. Якщо при відтворенні мережею даних навчальної множини спостерігаються великі розбіжності, можна припустити що це викликано:

- наявністю неточних даних з великою випадковою складовою. Для усунення цього підвищують вимоги до точності вимірів; у випадку тимчасового ряду, можливе зменшення кроку дискретизації, наприклад використання щомісячних значень замість річних;
- неврахованими ознаками, що значною мірою визначають закономірність; ця проблема може бути вирішена розширенням набору ознак, прийнятих в увагу [50].

Поняття адекватності моделі тісно пов'язане з поняттям якості та точності. Поняття адекватності моделі дещо ширше, ніж поняття її якості. Остання характеризується очікуваною величиною відхилення обчислюваного значення показника від фактичного. Відносно мала величина відхилення ще не гарантує ступеня (міри) адекватності моделі. Це зумовлено тим, що, зокрема, якість моделі визначається формальними методами на підставі вибіркового даних [1].

При оцінюванні якості моделі необхідно перш за все звертати увагу на значущість моделі та оцінювання параметрів. Оцінити якість отриманої моделі

можна також на основі параметра, який має назву «відношення неузгодженості» та обчислюється як відношення добутку кількості правильно класифікованих спостережень до добутку неправильно класифікованих. Відношення має бути більшим від одиниці.

Для аналізу якості моделей і встановлення кращої моделі для розв'язання певної задачі використовують кілька критеріїв для оцінювання адекватності моделей: загальна точність моделі; помилки першого і другого роду; ROC-крива та індекс GINI.

ROC-крива (Receiver Operation Characteristic — робоча характеристика приймача) показує залежність кількості правильно класифікованих позитивних прикладів від кількості неправильно класифікованих негативних прикладів. Перші називають істинно позитивними, а другі — негативними множинами. Припускається, що у класифікаторі є певний параметр, варіюючи яким можна отримати певне розбиття на класи. Цей параметр часто називають порогом або точкою відсікання (cut-off), залежно від якого будуть отримані різні величини помилок першого і другого роду [ 29]. Принцип індексу GINI був описаний вище.

Загальна точність моделі (CA — Common Accuracy) визначається так:

$$CA = \text{Correct Forecast} \frac{\text{Forecast}}{N}$$

де Correct Forecast — кількість правильно спрогнозованих випадків;

N — загальна кількість випадків [44].

Загальна точність моделі є дещо суб'єктивною оцінкою, оскільки вона залежить від частки дефолтів у моделі та від порога відсікання. Для різних значень порога точність моделі також буде набувати різних значень.

Враховуючи дані, які були доступні після моделювання у попередньому розділі, адекватність досліджуваних моделей доцільно оцінювати за певними відносними показниками (у відсотках):

- частка істинно позитивних прикладів (True Positives Rate):

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} ;$$

- частка хибно позитивних прикладів (False Positives Rate):

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} .$$

Зазвичай для аналізу якості моделей використовують ще дві характеристики: чутливість та специфічність. Ними визначається об'єктивна цінність будь-якого бінарного класифікатора.

Чутливість (Sensitivity) - це і є частка істинно позитивних випадків:

$$SE = TPR = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\%$$

Специфічність моделі — це частка істинно негативних випадків, які були правильно класифіковані моделлю:

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \times 100\%$$

Модель із високою чутливістю часто дає істинний результат при наявності позитивного результату (виявляє позитивні приклади). Навпаки, модель із високою специфічністю частіше дає істинний результат при наявності негативного результату (виявляє негативні приклади) [39].

Для визначення адекватності побудованих моделей необхідно скористатись матрицями похибок, частина з яких була представлена вище (інші – додаток Б). Можливість відображення такої матриці у середовищі Deductor Studio забезпечується вибором представлення даних після проведення класифікації, а саме «Таблиця сопряженности», де можна обирати абсолютне чи відносне представлення результатів. У середовищі MATLAB для цього використовується «Confusion Matrix». За даними цих таблиць можна зробити висновок щодо адекватності моделей на основі вищевказаних коефіцієнтів. Варто зазначити, що враховуючи випадковий розподіл даних для навчальної та тестової вибірок у різних методах, результати повторних експериментів можуть не співпадати в абсолютному значенні з проведеними. Попри це, проведені дослідження дають загальне розуміння ефективності таких методів.

Отже, за даними матриць похибок вище досліджуваних моделей, реалізованих у двох програмах, було визначено такі показники адекватності як загальна точність (CA), частка істинно позитивних прикладів (TPR) частка хибно позитивних прикладів (FPR) та чутливість (табл.3.1)

Таблиця 3.1

### Показники адекватності досліджуваних моделей

Тип моделі	ПЗ	TP	TN	FP	FN	Ca	TPR	FPR	Sp
Одно-шаровий перцептрон	MATLAB	306	8	41	11	0,8579	96,53%	83,67%	16,33%
	Deductor	317	8	41	0	0,8880	100,00%	83,67%	16,33%
2-шарова нейромережа	MATLAB	314	6	43	3	0,8743	99,05%	87,76%	12,24%
	Deductor	315	15	34	2	0,9016	99,37%	69,39%	30,61%
logit-R	MATLAB	311	8	41	6	0,8716	98,11%	83,67%	16,33%
	Deductor	205	32	17	112	0,6475	64,67%	34,69%	65,31%
Дерево рішень	MATLAB (a)	307	4	45	10	0,8497	96,85%	91,84%	8,16%
	MATLAB (b)	301	1	48	16	0,8251	94,95%	97,96%	2,04%
	Deductor(a)	315	16	33	2	0,9044	99,37%	67,35%	32,65%
	Deductor(b)	317	30	19	0	0,9481	100,00%	38,78%	61,22%

\*Джерело: Складено авторами

Отже, за даними таблиці легко бачити яка модель за яким показником має найвищий результат(позначено зеленим), а яка – найнижчий (позначено червоним). Загалом усі моделі мають досить велику точність, що підтверджує можливість їх застосування для оцінювання кредитних ризиків МСБ. Найвищий показник точності серед представлених, був у дерева рішень, реалізованого у середовищі Deductor Studio. Така модель успішно розпізнала усі підприємства, що повністю виконали кредитні угоди, тому показник FN для неї становить 0. Варто зазначити, що найменше помилок першого роду допустила модель логістичної регресії у середовищі редуктор (яка використовувала метод зворотного відбору при включенні/виключенні змінних). Проте правила, встановлені в цій моделі, виявились надто

«жорсткими», що призвело до високих значень хибно негативних показників, і відповідно нижчих показників загальної точності, TPR та FPR. Така модель має найвищий показник специфічності серед представлених – 65,31%, що на нашу думку є дуже важливим для здійснення кредитної діяльності банками.

Ще однією моделлю з показником FN=0 є одношаровий персептрон (з сигмоїдною функцією). Попри просту структуру такої мережі, її результати є досить високими, що дозволяє припустити про підвищення результативності при подальших налаштуваннях мережі.

Говорячи про порівняння результатів аналогічних моделей у двох середовищах, то варто відзначити високу якість моделей у обох із них. Deductor Studio видається дещо простішим інструментом, оскільки інтерфейс є інтуїтивно більш зрозумілим, а також у програмі не передбачається написання коду. Проте у трьох випадках з чотирьох, математичні моделі, побудовані у цій програмі, мали вищу точність, ніж аналогічні у середовищі MATLAB.

Інтерфейс другої програми – MATLAB – є більш дружним до користувача, а написання коду лише розширює можливості аналітика, який поглиблено навчився працювати з програмою. Також до плюсів програми варто віднести можливість модульної установки додатків для дослідження, що дуже зручно за умови, що досліднику наперед відомо, який інструментарій йому знадобиться.

Отже, за даними вищевказаних показників, найкращою можна вважати саме останню – дерево рішень, що містить 44 правила на основі практично усіх коефіцієнтів. Також вважаємо за доцільне використовувати не лише цю, а й логістичну регресію для мінімізації кількості помилок другого роду, а відтак і втрат банківської установи.

### 3.2. Оцінка очікуваного ефекту моделювання кредитних ризиків МСБ

Цінність і доцільність будь-якого моделювання визначається предметною областю і ефективністю побудованої моделі. Попри важливість теоретичних досліджень, практичні здобутки можуть швидше і ширше застосовуватись у тій чи іншій сфері, що дозволить поглибити знання і можливості вдосконалити ту частину реального світу, яка моделюється. Враховуючи багатогранність реального світу, складність якого іноді складно передати апаратом економіко-математичного моделювання, виникає необхідність оцінювання очікуваного ефекту від можливого використання запропонованої моделі. Цей етап є досить важливим, оскільки процес моделювання часто буває ресурсозатратним, тому важливим є виконання умови, що цінність такої моделі буде вищою, ніж витрати ресурсів на неї.

Ефективність моделювання на різних рівнях людського життя характеризує певний ступінь пізнання дійсності, а також сприяє подальшому вивченню та дослідженню предметної області. Ефективність моделювання в економічному розвитку суспільства у межах певної країни обумовлюється ефективною взаємодією людей в суспільних групах на рівні мікроекономічних систем, стійкість їх інтересів і показує рівень адаптивності господарських мікро- (підприємств, організацій) і макросистем (економіки країни, галузей економічної діяльності) [58].

Очікуваний ефект зазвичай пов'язують з кількісними показниками, проте для цього можуть використовуватись і якісні, такі як кількість інформації, розвиток системи, тощо. Зміст методики оцінки ефективності економічного моделювання може бути розкритий у розрізі таких етапів:

Етап 1. Оцінка доцільності застосування методу моделювання. Доцільність обраних методів застосування пояснюється їх високою прогностичною та класифікаційною здатністю, а також вітчизняна та світова практика їх використання для аналогічних задач. Оскільки питання



кредитування МСБ особливо актуальне, то дослідження даної тематики є затребуваним у соціумі.

Якщо ж брати до уваги, що надання кредиту – це певна подія, що вимагає прийняття рішення, то саме застосування математичного апарату, особливо вищевказаних методів DataMining'у, зроблять це рішення більш обґрунтованим і відповідно кредитний ризик – менш ймовірним. Представлення даних фінансової звітності як вхідного ряду змінних дозволяє досліджувати не лише показники діяльності суб'єкта господарювання (показники ліквідності, оборотності, платоспроможності, тощо), а й проводити більш комплексне та глибоке дослідження з різних питань функціонування об'єктів.

Етап 2. Порівняльна оцінка моделей. Порівняльна оцінка моделей здійснюється у випадку наявності двох або більше альтернативних моделей і забезпечує вибір більш ефективної моделі серед можливих для застосування [58].

Порівняльна оцінка використаних моделей у даному дослідженні проводилась шляхом визначення і рекомендацій щодо використання тих, які мали найвищі показники адекватності. Попри високі результати кожної з моделей, на нашу думку, застосування сукупності моделей дерева рішень та logit-регресії матиме найкращу ефективність при дослідженні оцінювання кредитних ризиків МСБ.

Етап 3. Оцінка ефективності моделювання. Здійснюється за наслідками застосування моделей у певному виді діяльності об'єкта дослідження і може включати такі стадії оцінки:

3.1. Оцінка прирістних ефектів – заснована на оцінці ефектів, отриманих від інвестування у новий напрям досліджень.

3.2. Оцінка власне моделі – передбачає порівняльну оцінку ефективності застосування методу моделювання у порівнянні з дослідженням, що проводиться без застосування моделей

$$\Delta_B = B_M - B_o,$$

де  $\Delta_B$  – прирістний ефект від застосування методу моделювання в сумі економії використаних ресурсів, грн.;

$V_M$  – сума витрат на дослідження з моделюванням, грн.;

$V_0$  – сума витрат на дослідження без моделювання, грн.

3.3. Оцінка приросту (економії) часу дослідження внаслідок застосування методу моделювання:

$$\Delta_{\text{ч}} = \text{Ч}_M - \text{Ч}_0$$

де  $\Delta_{\text{ч}}$  – прирістний ефект від застосування методу моделювання в сумі економії часу на дослідження, год.;

$\text{Ч}_M$  – витрати часу на дослідження з моделюванням, год.;

$\text{Ч}_0$  – витрати часу на дослідження без моделювання, год.

3.4. Оцінка ефективності моделювання – дозволяє встановити порівняльні ефекти між отриманими результатами діяльності та затратами на її проведення, а також ступінь повноти отриманих результатів у порівнянні з очікуваними [58].

У нашому дослідженні оцінка очікуваної ефективності буде проводитись шляхом визначення абсолютної суми, яка була втрачена банківською установою внаслідок настання дефолту за кредитними договорами, а також сумою прибутку банку внаслідок повернення відсотків за користування кредитом. Відповідно для проведення оцінювання необхідне використання наступної системи припущень:

- 1) середня сума кредиту для суб'єктів МСБ становить 400 тис грн. [59].
- 2) усі кредити з прикладу беріться на 1 рік;
- 3) річна ставка кредитування МСБ становить 14%.

Перш ніж рахувати ефективність моделі, розрахуємо базу для порівняння, а саме ці показники для даних, для яких не проводилось моделювання. Отож, всього було досліджено 366 угод, з них відбулось 49 випадків дефолту, тобто у 13,38% випадків. Надаючи 366 кредитів за вищевказаними умовами, банк очікував  $400 \text{ тис} * 14\% * 366 = 20\,496 \text{ тис грн.}$  прибутку. Проте враховуючи повернення лише частини відсотків, банк отримав

$400 \text{ тис} * 14\% * (366 - 49) = 17\,752 \text{ тис грн.}$  Різниця між очікуваним і фактичним прибутком склала 2 744 тис грн..

Також варто врахувати втрати від дефолтів, тобто ту суму коштів, які банк надав позичальникам, але не повернув (припускається, що не було повернуто ні тіло, ні відсотки по кредиту). Отже, надавши 49 кредитів по 400 тис грн., банк втратив 19 600 тис грн.. Якщо ж відняти цю суму від фактичного прибутку банку, то отримуємо -1 848 тис грн., тобто збиток.

Маючи той же набір даних, та застосовуючи метод дерева рішень у середовищі Deductor Studio, із 366 потенційних позичальників договір був би укладений 336-ма з них (оскільки модель показала б прогноз дефолту для 30 договорів (TN + FN). Проте серед цих 366, враховуючи похибку моделі, було б 19 дефолтних – 5,65%. За тих же початкових умов, банк отримав би 17 752 тис грн. замість 18 816 тис грн. очікуваного прибутку, тобто на 1 064 тис грн. менше. Також втрати банку становили б ще 7 600 грн від кредитування тих 19-ти договорів, які в результаті виявились «дефолтними».

Також при оцінюванні ефективності моделей вважаємо за доцільне брати до уваги помилки 2-го роду, як сума втрачених можливостей банківської установи. Оскільки для даної моделі такі помилки були відсутні, то загалом прибуток банку становив би  $17\,752 - 7\,600 - 0 = 10\,152 \text{ тис грн.}$  Отже, оцінка очікуваної ефективності моделі дерева прийняття рішень з 44-ма правилами складає  $10\,152 - (-1\,848) = 12\,000 \text{ тис грн.}$

Для всіх решти моделей аналогічні розрахунки подано у таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

## Оцінка ефективності досліджуваних моделей

Модель	Усього говорів	з них дефолт	Дефолт (%)	Очікуваний вибуток	Фактичний вибуток	Різниця	Втрати від фолтів	Втрати від милок 2 роду	Всього	Абсолютне значення
Без моделі	366	49	13,39	20496	17752	2744	19600		-1848	
Одношаровий перцептрон (MatLab)	347	41	11,82	19432	17136	2296	16400	616	120	1968,00
Одношаровий перцептрон (Deductor)	358	41	11,45	20048	17752	2296	16400	0	1352	3200,00
2-шарова (MatLab)	357	43	12,04	19992	17584	2408	17200	168	216	2064,00
2-шарова (Deductor)	349	34	9,74	19544	17640	1904	13600	112	3928	5776,00
logit-R (MatLab)	352	41	11,65	19712	17416	2296	16400	336	680	2528,00
logit-R (Deductor)	222	17	7,66	12432	11480	952	6800	6272	-1592	256,00
Дерево (MatLab(a))	352	45	12,78	19712	17192	2520	18000	560	-1368	480,00
Дерево (MatLab(b))	349	48	13,75	19544	16856	2688	19200	896	-3240	-1392,00
Дерево (Deductor(a))	348	33	9,48	19488	17640	1848	13200	112	4328	6176,00
Дерево (Deductor(b))	336	19	5,65	18816	17752	1064	7600	0	10152	12000,00

\* Джерело: Складено авторами

Отже, за даними таблиці легко бачити, що найвищий показник ефективності саме у останньої моделі, тоді як найнижчий – у дерева рішень у середовищі MATLAB. Також свідченням високої ефективності обраної моделі є найнижчий відсоток дефолтних договорів у структурі обраних – лише 5,65%. Це також відображається у відносно низькому показнику втрати від дефолтів, що на другому місці після Logit-регресії у тому ж середовищі. Також у цієї (логістичної) моделі найнижчий показник фактичного прибутку та його різниці

з очікуваним. Проте застосування такої моделі принесло б банківській установі збитки, хоч менші, ніж якби без неї.

Найбільший збиток банківській установі могло б принести використання дерева рішень з більшістю правил у середовищі MATLAB. Така модель найгірше класифікувала договори, внаслідок чого мала як високий відсоток дефолтів -13,75%, так і значні втрати від помилкового віднесення до дефолтних договорів, умови яких насправді були виконані.

Отже, перевірка адекватності та ефективності моделей є важливим етапом процесу оцінювання кредитних ризиків МСБ, оскільки дозволяє серед сукупності моделей, які на перший погляд давали непогані результати, відібрати ті, результати яких найкращі за певними параметрами. Серед моделей, що досліджувались, найкращою для вирішення задачі класифікації позичальників банку з метою оцінювання ймовірності настання дефолту виявилась модель дерева рішень, що будувалася за методом повного включення, з рівнем довіри 0,2. Адекватність такої моделі визначається найвищим показником відношення правильно розпізнаних об'єктів до всієї їх сукупності, а також досить високою чутливістю. Якість і ефективність моделі полягає у найвищому значенні можливого фактичного прибутку банківської установи при застосуванні методу для прийняття рішення щодо кредитування суб'єктів МСБ, при чому частка дефолтів при застосуванні такої моделі становила б 5,65%, що є найнижчим показником серед усіх досліджуваних.

### **3.3. Шляхи зниження рівня ризиковості здійснення кредитних операцій**

При здійсненні кредитних операцій ризик буде присутнім завжди. Проте враховуючи певні особливості кредитування, умови та терміни, є можливість управляти кредитним ризиком. Зниження рівня ризиковості досягається при портфельному кредитуванні. Цей підхід дозволяє провести більш точну

кількісну оцінку ризику і прийняти відповідне рішення чи надавати кредит чи відмовити.

Щодо індивідуального кредитування, то проблема постає дещо гостріше, оскільки підходи до оцінювання ризику будуть різнитись від специфіки тієї чи іншої угоди. Як відомо, джерелом індивідуального кредитного ризику є окремий контрагент банку – позичальник, боржник, емітент цінних паперів. Оцінка індивідуального кредитного ризику передбачає оцінку кредитоспроможності такого окремого контрагента, тобто його індивідуальну спроможність своєчасно та в повному обсязі розрахуватися за прийнятими зобов'язаннями.

У сучасних соціально-політичних умовах кредитування МСБ є дуже ризиковим, що відображається у кредитній ставці для таких суб'єктів. Проте ця процедура є необхідною не лише для розвитку різних галузей та підприємств на локальному рівні, а й для опосередкованої стабілізації макроекономічної ситуації загалом. Говорячи про зниження кредитного ризику, варто враховувати, що цей процес має місце на всіх етапах кредитування.

Починаючи із моменту заяви позичальника взяти кредит, банку необхідно мати систему управління ризиками. У процесі кредитних відносин системи банку повинні здійснювати моніторинг та аналіз наявних угод, завершений і тих, що в процесі. Іноді це може бути ресурсозатратним, оскільки попри можливість автоматизації деяких процесів, остаточне рішення приймає саме людина. Проте як доведено, ефективність застосування інструментів економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій переважає ці витрати.

До системи управління ризиками банку може входити запропонована модель дерева рішення для оцінювання кредитних ризиків МСБ. При застосування даного інструментарію у прийнятті рішення щодо кредитування таких суб'єктів МСБ, банк може встановлювати ступінь ризику, на який він готовий йти. Таким чином, регулюючи обсяг та умови кредитування МСБ банк розширюватиме систему клієнтів, при цьому уникаючи заключення значної

частини «дефолтних» кредитних договорів. Відповідно рішення щодо кредитування буде більшою мірою підтверджене.

Застосування вищерозглянутих моделей дозволить не лише кількісно оцінити ймовірність настання банкрутства суб'єкта МСБ, а й обрати стратегії розвитку кредитних відносин надалі. За підсумками кількісної оцінки ризику виникає необхідність вибору одного з трьох можливих варіантів стратегії:

- уникнення ризику;
- прийняття ризику;
- використання інструментів зниження рівня ризику [12]

Зниження рівня ризиковості може включати в себе ряд дій та превентивних заходів з боку банку. Таким прикладом може бути реалізація в межах кредитних відносин заходів, що забезпечують підвищення ступеня готовності позичальника виконувати зобов'язання за кредитною згодою: санкції (неустойки), викликані порушенням договірних відносин.

Розподіл ризику може також виступати методом зниження індивідуального ризику. Основними напрямками розподілу кредитних ризиків є:

- розподіл між учасниками кредитування інвестиційних проектів;
- розподіл між учасниками лізингової операції;
- розподіл між учасниками форфейтингових та факторингових операцій.

На практиці найчастіше банки використовують методи лімітування та використання забезпечення, забезпеченого. лімітування - встановлення в банку внутрішніх фінансових нормативів в процесі розробки кредитної політики банку.

Отже, говорячи про ефективність та прикладний аспект дослідження, можна зробити висновок про достатню адекватність моделі для її застосування при оцінюванні кредитних ризиків МСБ. Такий захід буде вважатись превентивним зниженням ризику, оскільки ймовірність настання дефолту буде відомою з певним рівнем точності перед укладанням договору, що розширює можливості політики банку.

## ВИСНОВКИ

Отже, після проведення дослідження щодо оцінювання кредитних ризиків малого та середнього бізнесу, результатом є сформована адекватна та ефективна модель дерева рішень для вирішення задачі класифікації позичальників на основі фінансових показників їх діяльності з метою визначення ймовірності дефолту по кредитному договору. Таким чином визначалась кредитоспроможність позичальників.

У ході дослідження було розглянуто та проаналізовано як теоретичні, так і практичні аспекти досліджуваної тематики, використано ряд методів та моделей, поглиблено досліджено сутність понять. Так було досліджено сутність поняття кредитного ризику та його місце у системі ризиків загалом. Попри різноманіття підходів до означення «кредитного ризику» - від аспектного підходу, до підходу щодо прибутку, відносин та зрештою, ймовірності – було визначено таке його трактування, яке найкраще підходить для його дослідження економіко-математичними методами. Також було розглянуто розгорнуту класифікацію саме кредитних ризиків, що дозволяє зробити висновок про високе значення цього поняття у сучасному науковому диспуті.

Аналіз предметної галузі показує, що досліджувана проблема має ряд наукових напрацювань, проте практичний інструментарій серед вітчизняних вчених застосовувався недостатньо. Це, в свою чергу, зумовлює необхідність подальшого дослідження та вирішення ширшого кола проблем даної тематики.

Щодо сучасних методів дослідження, то було розглянуто ряд математичних та статистичних, серед яких методи управління кредитним ризиком, факторний метод за методикою НБУ, моделі кількісного та якісного аналізу, зокрема VaR, моделі Альтмана та Матвійчука, нейромережі, тощо. Дослідивши ці методи, а також ознайомившись з працями вітчизняних та зарубіжних вчених, було прийнято рішення будувати подальше дослідження з



використанням трьох основних моделей: нейромереж, logit-моделі та дерева рішень.

Для розуміння сучасного стану кредитування у сфері МСБ, було проведено аналіз цієї предметної області. Так було визначено сутність поняття та законодавчі норми для визначення розміру суб'єктів господарювання: від середнього (до 250 працівників та 50 млн євро середньорічного доходу) до суб'єктів мікропідприємництва (до 10 працівників та 2 млн євро середньорічного доходу).

Проте у офіційних документах НБУ щодо статистики кредитування суб'єктів господарювання за їх розміром, суб'єкти мікропідприємництва поділяються на ще 3 групи залежно від річного доходу: 500 тис – 2 млн євро, 50 тис – 500 тис євро та суб'єкти з доходом до 50 тис євро за рік. Такий поділ дає розуміння недостатньо розвинутого сегменту МСБ.

Важливість цього питання на державному рівні зумовлена не лише особливостями виконуваних функцій МСБ, а й загальним рівнем розвитку економіки. Як відомо, досвід успішних іноземних держав показує, що значна частка суб'єктів малого та мікропідприємництва здатна забезпечувати вагомий внесок у ВВП держави, наповнювати бюджет та створювати робочі місця. Проте враховуючи несприятливі економічні умови в Україні, одним з завдань державної політики має бути підтримка саме МСБ.

Реалізація такої підтримки проводиться створенням відповідних фондів, а також затвердженням Закону України «Про розвиток та підтримку малого та середнього підприємництва в Україні». Наразі діє програма пільгового кредитування, що визначає пріоритетними такі галузі як сільське господарство, енергетика, переробна промисловість. Ті підприємства, які задовольняють вимоги програми, можуть отримати кредити для розширення виробництва або поповнення обігових коштів на 2-5 років і з ставкою 5%, 7% або 9%.

Попри те, що держава частково компенсує кредити МСБ, такими програмами можуть скористатись не усі з них. Тому для звичайних випадків банківська установа повинна проводити комплекс заходів щодо зменшення

ризиків при кредитуванні. Одним із таких заходів є кредитний скоринг, до якого можна віднести оцінювання кредитоспроможності позичальника. Власне таке оцінювання і було нашою задачею.

Попри це, попередній аналіз даних включав у себе ознайомлення з фінансовою звітністю, а також розрахунок і нормування 21-го коефіцієнта, які власне і підлягали класифікації. Це коефіцієнти стану оборотних коштів, власного капіталу, ліквідності та платоспроможності підприємства. Як було сказано, для самого поділу кредитних договорів на «ризикові» («дефолтні») та «надійні» використовувались 3 методи, проте в ході дослідження розглядалась можливість вдосконалити ці методи готовими програмними рішеннями. Так було побудовано 4 моделі типу «нейромережа», реалізовано 2 logit-регресії, причому було досліджено поведінку моделі за різних налаштуваних параметрів, таких як метод включення та ймовірності, а також 4 дерева рішень з різними налаштуваннями. Для більшості з моделей було одразу розраховані деякі показники точності, такі як середня абсолютна похибка або ж значення функції правдоподібності. Проте основне оцінювання моделей проводилось на основі матриць похибок (спряжених матриць).

Так для кожної моделі на основі даних вищевказаних матриць були розраховані такі показники адекватності та якості як загальна точність, частка істинно позитивних та істинно негативних прикладів, а також чутливість. За цими показниками найкращою моделлю для вирішення задач оцінювання кредитних ризиків МСБ була встановлена модель дерева рішень на основі 44х правил. Ефективність такої моделі була підтверджена додатковими розрахунками.

Отже, ми вважаємо, що завдання дослідження виконано і можемо рекомендувати застосування методу дерева рішень для оцінювання кредитних ризиків МСБ з точністю 94,81%. Проте все ще лишається простір для подальших досліджень, наприклад, визначення оптимальних параметрів дерева та їх зміни, залежно від особливостей зовнішнього середовища або зміни ситуацій на ринку.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Вітлінський В. В., Великоіваненко Г. І. Ризикологія в економіці та підприємстві: монографія. Київ : КНЕУ, 2004. 480 с.
2. Аналіз банківської діяльності: підручник / Герасимович А. М., М. Алексеєнко М. Д., Парасій-Вергуненко І. М. та ін. За ред. Герасимовича А. М.. Київ : КНЕУ, 2004. 599 с.
3. Швець О. В. Сутність кредитного ризику і підходи щодо його визначення та оцінювання: електронний ресурс. Соціально-економічні проблеми сучасного періоду України. Проблеми інтеграції України у світовий фінансовий простір, Вип. 1 (99). 2013. С. 407-414. URL: [http://ird.gov.ua/sep/sep20131\(99\)/sep20131\(99\)\\_407\\_ShvetsOV.pdf](http://ird.gov.ua/sep/sep20131(99)/sep20131(99)_407_ShvetsOV.pdf)
4. Гаряга Л. О. Кредитний ризик: ідентифікація, класифікація та методи оцінки. Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України: збірник наукових праць. Суми : УАБС НБУ, 2006. Т.17. С.318-329.
5. Методичні вказівки з інспектування банків «Система оцінки ризиків». Верховна Рада України: вебсайт. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/v0104500-04#Text>
6. Матосова Д. В. Управління кредитним ризиком у банку. Економічні студії: науково-практичний журнал. № 5 (18) 2017. URL: [http://www.lef.lviv.ua/files/archive/journal/2017/5\(18\)\\_2017.pdf](http://www.lef.lviv.ua/files/archive/journal/2017/5(18)_2017.pdf)
7. Міщенко В. І. Слав'янська Н. Г., Коренева О. Г. Банківські операції: підручник. 2-ге вид., перероб. і доп. Київ : Знання, 2007. 796 с.
8. Матвійчук А.. Моделювання фінансової стійкості підприємств із застосуванням теорій нечіткої логіки, нейронних мереж і дискримінаційного аналізу. Вісн. НАН України. 2010. № 9. С. 24-46.
9. Оцінка кредитоспроможності та інвестиційної привабливості суб'єктів господарювання: монографія. /Спіфанов А. О., Дехтяр Н. А., Мельник

Т. М., Школьник І.О. та ін.. За ред. доктора економічних наук Спіфанова А. О. Суми : УАБС НБУ, 2007. 286 с.

10. Домашня сторінка. Iadmethtod: вебсайт. URL: <https://sites.google.com/site/iadmethtod/>
11. Швець Н. VaR як основний метод розрахунку величини інтегрального фінансового ризику банківських установ. Економіка і суспільство. 2017. Вип. 9. С. 1092–1099.
12. Колодізев О. М. Управління кредитним ризиком банку з використанням дерев класифікацій та нейронних мереж. Вісник економіки транспорту і промисловості: збірник науково-практичних статей. 2010. С. 105–110.
13. Кузнєцова Н. В., Бідюк П. І. Нейронні та мережі Байєса у задачі аналізу кредитних ризиків. Реєстрація, зберігання і обробка даних: науково-технічний журнал. 2015. Т. 17, № 2.
14. Господарський кодекс України. Верховна Рада України: вебсайт. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/436-15#Text>
15. Про розвиток та державну підтримку малого і середнього підприємництва в Україні: Закон України від 02.04.2020. №3. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/4618-17#Text>.
16. Біломістний О.М. Особливості структури механізму кредитування малого бізнесу. X Вісник Університету банківської справи Національного банку України. 2013. № 1 (16). С. 61-65
17. Доступні кредити 5-7-9%. 579: вебсайт. URL: <https://5-7-9.gov.ua/#prog> .
18. Підсумки тижня за результатами програми «Доступні кредити 5-7-9%»: 259 кредитних угод на 519 мільйонів гривень. Міністерство фінансів України: вебсайт. URL: [https://mof.gov.ua/uk/news/pidsumki\\_tizhnia\\_za\\_rezultatami\\_programi\\_dostupni\\_krediti\\_5-7-9\\_259\\_kreditnikh\\_ugod\\_na\\_519\\_milioniv\\_griven-2537](https://mof.gov.ua/uk/news/pidsumki_tizhnia_za_rezultatami_programi_dostupni_krediti_5-7-9_259_kreditnikh_ugod_na_519_milioniv_griven-2537)  
(дата вернення: 10.11.2020)

19. Романюк М. Бізнес в Польщі в умовах пандемії коронавірусу (COVID-2019). ЛІГАБізнесІнформ: інформаційне агентство. URL: <https://blog.liga.net/user/mromanyuk/article/36285>
20. Державна служба статистики України: вебсайт. URL: [ukrstat.gov.ua](http://ukrstat.gov.ua).
21. Петріченко І. Мифы О Малом И Среднем Бизнесе Украины. ZMIST: інтернет-ресурс. URL: <https://zmist.pl.ua/blogs/mify-o-malom-i-srednem-biznese-ukrainy>.
22. Волкова Н. І., Свірідова К. Д. Аналіз проблем кредитування малого та середнього бізнесу в сучасних економічних умовах. Фінанси, облік, банки: науковий журнал. Вінниця, 2017. №1 (22).
23. Дані статистики фінансового сектору НБУ. Національний банк України: офіційне Інтернет-представництво. URL: <https://bank.gov.ua/ua/statistic/sector-financial/data-sector-financial#1ms>.
24. OECD et al. (2020), SME Policy Index: Eastern Partner Countries 2020: Assessing the Implementation of the Small Business Act for Europe, SME Policy Index, European Union, Brussels/OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/8b45614b-en>.
25. Новотарський М. А., Нестеренко Б. Б.. Штучні нейронні мережі: обчислення. Праці Інституту математики НАН України: збірник статей. Київ : Ін-т математики НАН України, 2004. Т. 50. 408 с.
26. Коцовський В.М. Нейронні системи: конспект лекцій. Ужгород, 2013. 25 с. URL: <https://dspace.uzhnu.edu.ua/jspui/bitstream/lib/16450/1/Нейронні%20системи.%20Лекції.pdf>
27. Слав'юк Р. А. Оцінювання кредитоспроможності позичальника: досвід Польщі. Гроші, фінанси і кредит. 2018. Вип. 19. С. 497-505. URL: [http://www.market-infr.od.ua/journals/2018/19\\_2018\\_ukr/82.pdf](http://www.market-infr.od.ua/journals/2018/19_2018_ukr/82.pdf) .
28. Documentation The MathWorks, Inc. <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/perceptron.html>

29. Данилов В. Я., Жиров О. Л., Бідюк П. І. Оцінювання кредитних ризиків методами інтелектуального аналізу даних. Системні дослідження та інформаційні технології: науково-технічний журнал. 2017. №1. С. 33-48. URL: <http://dspace.nbu.gov.ua/bitstream/handle/123456789/151062/03-Danylov.pdf?sequence=1>
30. Матвійчук А. В. Використання logit- та probit-регресій для оцінки кредитоспроможності позичальника. Вісник Національного банку України: науково-практичний журнал. 2015. № 5. С. 37-41.
31. Головач К. С. Застосування логістично-регресійних моделей прогнозування кризи на сільськогосподарських підприємствах. Актуальні проблеми економіки: науково-економічний журнал. 2016. № 11. С. 425-429.
32. Логистическая регрессия. Loginom Company: вебсайт. URL: <https://basegroup.ru/deductor/function/algorithm/logistic-regression>.
33. Бучко І. Є. Скоринг як метод зниження кредитного ризику банку. Вісник університету банківської справи Національного банку України. 2013. №2 (17). С. 178-182
34. Hand D. J. Henley W. E. Statistical classification methods in consumer credit/ Journal of the Royal Statistical Society. Серія А. 1997. Вип. 160. С. 523–541.
35. Теорія ймовірностей та математична статистика: навч. посіб./ Кушлик-Дивульська О. І., Поліщук Н. В., Орел Б. П., Штабалюк П. І. Київ: НТУУ «КПІ», 2014. 212 с. Бібліогр. с.205.
36. Логистическая регрессия и ROC-анализ — математический аппарат. Loginom: вебсайт. URL: <https://loginom.ru/blog/logistic-regression-roc-auc> .
37. Hosmer D.W., Lemeshow S. Applied Logistic Regression. New York: John Wiley & Sons, 1989. 400 с.

38. Чубукова І. Data Mining. URL: <https://intuit.ru/studies/courses/6/6/lecture/174?page=1> (дата звернення: 10.11.2020).
39. Інформаційні системи та технології в управлінні. Методичні вказівки, теоретичні відомості і завдання до лабораторних робіт для студентів та магістрів денної форми навчання спеціальності 7.803060101 Менеджмент організацій і адміністрування. Укл.: Біла Н. І. Запоріжжя: ЗНТУ, 2014. Ч. 3. с. 50. URL: [http://eir.zntu.edu.ua/bitstream/123456789/342/1/met\\_vk\\_bila\\_3.pdf](http://eir.zntu.edu.ua/bitstream/123456789/342/1/met_vk_bila_3.pdf).
40. Використання «дерева рішень» для обґрунтування господарських рішень. Навчальні матеріали онлайн: вебсайт. URL: [https://pidru4niki.com/10780621/ekonomika/vikoristannya\\_dereva\\_rishen](https://pidru4niki.com/10780621/ekonomika/vikoristannya_dereva_rishen)
41. Дерево рішень. Brand: вебресурс URL: <http://groupdynamics.kspu.edu/wiki/a/10>.
42. Шарапов О. Д., Дербенцев В. Д., Семьонов Д. Є. Економічна кібернетика: навч. посібник. Київ : КНЕУ, 2004. 231 с.
43. Gini coefficient. Вікіпедія: вебсайт. URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Gini\\_coefficient](https://en.wikipedia.org/wiki/Gini_coefficient).
44. «Бідюк П.І., Бойко І.О. МЕТОДИ СКОРИНГОВОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ПОЗИЧАЛЬНИКІВ КРЕДИТІВ У ФІНАНСОВИХ УСТАНОВАХ URL: [http://mmsa.kpi.ua/sites/default/files/abstracts/2017\\_m\\_sa\\_scs\\_boiko\\_i\\_o\\_u\\_k\\_presentation.pdf](http://mmsa.kpi.ua/sites/default/files/abstracts/2017_m_sa_scs_boiko_i_o_u_k_presentation.pdf) (дата звернення: 18.10.2020)»
45. Statistics and Machine Learning Toolbox Mathworks : вебсайт. URL: <https://www.mathworks.com/> (дата звернення: 16.09.2020)
46. Хемометричні методи в розв'язанні задач якісного хімічного аналізу та класифікації фізико-хімічних даних: монографія/Холін Ю. В., Пушкарьова Я. М., Пантелеймонов А. В., Некос А. Н. Харків : ХНУ імені В. Н. Каразіна, 2016. 184 с.

47. Вітлінський В. В. Моделювання економіки: навч. посібник. Київ : КНЕУ, 2003. 408 с.
48. Поездник А. И. Анализ и внутрибанковский контроль кредитоспособности заемщика: автореферат диссертации на здобуття наукового ступення кандид. економ. наук: 08.00.12. Москва., 1999. 223 с.
49. Шаригін О. А. Розробка підходу до перевірки адекватності моделі прийняття рішень з нечіткими параметрами. Системи технічного зору і штучного інтелекту з обробкою та розпізнаванням зображень. 2012. С. 59-61. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/52159529.pdf>.
50. Кононюк А. Ю. Нейроні мережі і генетичні алгоритми. Київ : «Корнійчук». 2008. 446 с.
51. Моделювання. Основні поняття. Види моделей, їх класифікація. Вимоги до моделей. 18 с. URL: [https://pns.hneu.edu.ua/pluginfile.php/293321/mod\\_resource/content/2/Тема%2016.pdf](https://pns.hneu.edu.ua/pluginfile.php/293321/mod_resource/content/2/Тема%2016.pdf)
52. Класифікація моделей та вимоги до них. Вікі ЦДПУ: вебсайт. URL: [https://wiki.cuspu.edu.ua/index.php/Класифікація\\_моделей\\_та\\_вимоги\\_до\\_них](https://wiki.cuspu.edu.ua/index.php/Класифікація_моделей_та_вимоги_до_них)
53. Основні вимоги до математичних моделей і їх властивості. Studfiles: вебсайт. URL: <https://studfile.net/preview/3904492/page:5/>
54. Ковалевська А. В. Конспект лекцій з дисципліни «Антикризове управління підприємством» для студентів 5 курсу заочної форми навчання ЦПО та ЗН освітньо-кваліфікаційного рівня «бакалавр» галузі знань 0305. Економіка та підприємництво напряму підготовки 6.030504. Економіка підприємства та слухачів другої вищої освіти заочної форми навчання освітньо-кваліфікаційного рівня «спеціаліст» спеціальності 7.03050401. Економіка підприємства (за видами економічної діяльності) / А. В. Ковалевська; Харків : ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2016. 140 с.

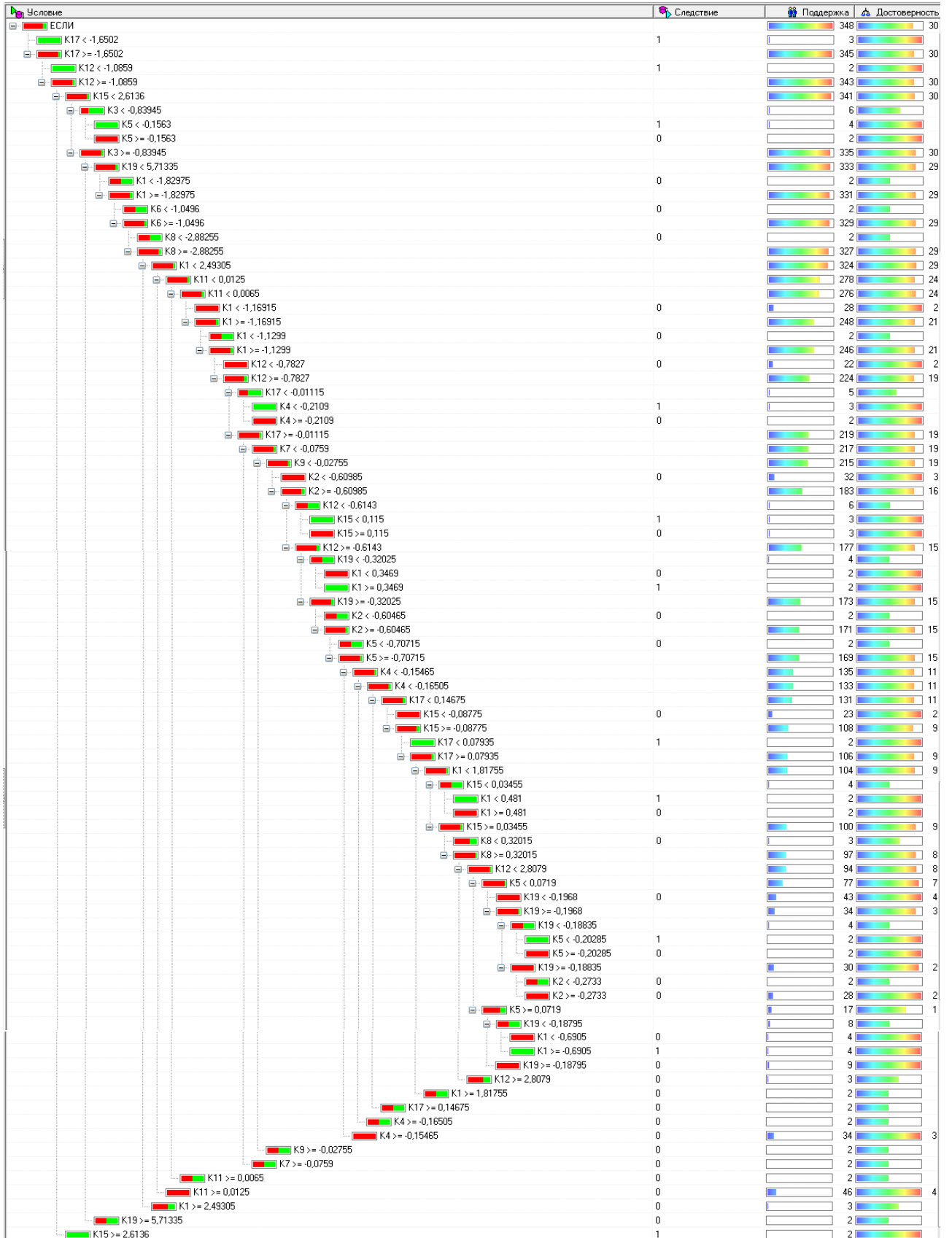


55. Profitability Ratios. Анализ финансового состояния предприятия: вебсайт. URL: [https://afdanalyse.ru/publ/finansovyj\\_analiz/1/rent/15-1-0-56](https://afdanalyse.ru/publ/finansovyj_analiz/1/rent/15-1-0-56)
56. Capital Structure as Driving Force of Financial Performance: Case of Energy and Fuel Sector of Pakistan. International Journal of Accounting and Financial Reporting. 2017. №1. С. 86-101. URL: [https://www.researchgate.net/publication/314487946\\_Capital\\_Structure\\_as\\_Driving\\_Force\\_of\\_Financial\\_Performance\\_Case\\_of\\_Energy\\_and\\_Fuel\\_Sector\\_of\\_Pakistan](https://www.researchgate.net/publication/314487946_Capital_Structure_as_Driving_Force_of_Financial_Performance_Case_of_Energy_and_Fuel_Sector_of_Pakistan)
57. Система показників-індикаторів для оцінки загрози банкрутства. Студопедия: вебсайт. URL: <https://studopedia.org/6-119062.html>
58. Шигун М. М. Методика оцінки ефективності економічного моделювання. Міжнародний збірник наукових праць. Житомирський державний технологічний університет. Вип. 3 (6). С. 167-185. URL: <http://eztuir.ztu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/6579/167.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
59. ТАС24 Бізнес – перший в Україні онлайн-банк для МСБ. Таскомбанк: вебсайт. URL: <https://tascombank.ua/news/5b9a77905ae5a2021c8eb966>.
60. Слепнева Л. Д., Кривоберец В. Б. Использование инструментария Datamining в управленні кредитними ризиками. Економіка промисловості: науково-практичний журнал. 2013, № 1-2 (61-62). С. 303-312. URL: <http://dspace.nbu.gov.ua/bitstream/handle/123456789/51382/37.pdf?sequence=1>

# ДОДАТКИ






















## ДОДАТОК А

Дерево рішень у середовищі Deductor Studio, що враховує усі коефіцієнти



## ДОДАТОК Б

Значимість атрибутів дерева рішень, реалізованого у Deductor Studio без відсікання гілок

№	Номер	Атрибут	Значимість, %	/
1	1	K1		16,147
2	17	K17		13,159
3	15	K15		12,106
4	19	K19		10,961
5	5	K5		9,573
6	12	K12		9,388
7	4	K4		7,275
8	2	K2		7,172
9	11	K11		5,242
10	3	K3		4,752
11	8	K8		1,606
12	6	K6		0,935
13	9	K9		0,855
14	7	K7		0,830
15	10	K10		0,000
16	20	K20		0,000
17	21	K21		0,000
18	18	K18		0,000
19	14	K14		0,000
20	16	K16		0,000
21	13	K13		0,000