

Міністерство освіти і науки України
Сумський державний університет
Навчально-науковий інститут бізнес-технологій «УАБС»
Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему «МОДЕЛЮВАННЯ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА
БАНКУ»

Виконав студент 2 курсу, групи ЕК.м-61а

(номер курсу)

(шифр групи)

Спеціальності 051 «Економіка («Економічна
кібернетика»)

Цимбал Т.Ю.

(прізвище, ініціали студента)

Керівник к.т.н., доцент, Гриценко К.Г.

(посада, науковий ступінь, прізвище, ініціали)

Суми – 2018 рік

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА БАНКУ	11
1.1 Загальна характеристика задачі моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку	11
1.2 Аналіз існуючих методів вирішення задачі моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку	26
1.3 Постановка задач і розробка алгоритму дослідження.....	40
2 ПОПЕРЕДНІЙ АНАЛІЗ ТА ПІДГОТОВКА ВХІДНИХ ДАНИХ ДО ПОБУДОВИ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ	44
2.1 Вибір вхідних даних для математичної моделі	44
2.2 Дослідження характеристик банків, що аналізуються.....	45
2.3 Обґрунтування вибору підходу до оцінки ймовірності банкрутства банку	48
3 ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА БАНКУ	58
3.1 Розробка математичної моделі оцінки ймовірності банкрутства банку	58
3.1.1 Побудова моделі логістичної регресії.....	62
3.1.2 Побудова моделі на основі дерева прийняття рішень.....	66
3.1.3 Побудова моделі на основі нейронної мережі.....	70
3.2 Аналіз якості та адекватності побудованих моделей.....	73
3.2.1 Аналіз моделі логістичної регресії.....	74
3.2.2 Аналіз моделі на основі дерева прийняття рішень.....	77
3.2.3 Аналіз моделі на основі нейронної мережі.....	79
3.2.4 Порівняльна характеристика моделей	82
3.3 Застосування обраної моделі та аналіз ефекту від неї.	86
ВИСНОВКИ	91
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	93

ДОДАТКИ	95
---------------	----

ВСТУП

Стабільна та ефективна робота банківської системи є одним із найважливіших чинників сталого розвитку економіки, що забезпечує раціональний розподіл та рух фінансових ресурсів в країні. Стійкість системи залежить від фінансового стану її окремих учасників.

Протягом останніх років українська економіка та банківський сектор пройшли найглибшу кризу за часів незалежності. Це обумовлено як військовим конфліктом так і масштабними структурними дисбалансами, акумульованими протягом останнього десятиліття. Додатковим джерелом проблем було те, що банківський сектор тривалий час залишався без належного регулювання та ефективного нагляду [1]. В Україні вплив внутрішніх та зовнішніх факторів спричинив скорочення кількості банків у період 2014-2016 рр. більше, ніж на 40%. Беручи до уваги те, що банківська система відіграє стратегічну роль у розвитку національної економіки, банкрутство будь-якого банку може призвести до депресивних процесів у всій економіці. Звідси слідує необхідність дослідження існуючих моделей оцінки ймовірності банкрутства банків та побудови нових, більш ефективних моделей, що враховують реалії української економіки. Варто зазначити, що регулюючі органи особливо зацікавлені в удосконаленні методів раннього попередження погіршення фінансового стану банків з наступних причин. Адже, у разі раннього виявлення проблем у діяльності банку, по-перше, органи банківського нагляду можуть прийняти своєчасне рішення про застосування належних заходів, таких як:

- збільшення розміру капіталу до рівня, який відповідає установленим нормативам. Завдяки цьому забезпечується захист вкладників;

- реорганізація (придбання проблемного банку більш сильним, у власність якого перейдуть відповідні зобов'язання). Тому вкладники стануть клієнтами більш стійкого банку і не понесуть втрат;

- встановлення режиму фінансового оздоровлення. Режим фінансового оздоровлення – це система заходів, спрямованих на усунення порушень (наслідків порушень), які привели банк до збиткової діяльності та скрутного фінансового становища.

- припинення діяльності (відклик ліцензій на здійснення банківських операцій);

- ліквідація (банкрутство).

По-друге, це дозволить звести до мінімуму витрати на підтримку банку за рахунок раннього виявлення проблемного стану та своєчасного втручання; по-третє, клієнти зможуть оцінювати до якого банку краще за все звертатися.

Моделювання оцінки ймовірності банкрутства банків є комплексним дослідженням, яке має власну логіку, структуру та передбачає проведення низки послідовних етапів роботи.

Метою дипломної роботи є розробка моделі оцінки ймовірності банкрутства банку.

Об'єктом дослідження виступає діяльність банківських установ, а предметом – методи та моделі оцінки ймовірності банкрутства банку.

Для досягнення поставленої мети необхідна реалізація наступних завдань:

- дослідження предметної області та особливостей моделювання оцінки ймовірності банкрутства банків в Україні;

- аналіз існуючих підходів до моделювання оцінки ймовірності банкрутства банків;

- вибір вхідних параметрів;

- формування вибірки вхідних даних;

- вибір структури моделей оцінки ймовірності банкрутства банків;

- параметризація обраних моделей;

- інтерпретація отриманих результатів моделювання та перевірка адекватності моделей;
- обґрунтування вибору найкращої моделі.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ДЛЯ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА БАНКУ

1.1 Загальна характеристика задачі моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку

Становлення інституту банкрутства в Україні відбулося після проголошення її незалежності. Перший Закон «Про банкрутство» був прийнятий Верховною Радою України в 1992 р. Наступним кроком було прийняття Закону України «Про відновлення платоспроможності боржника або визнання його банкрутом» від 30 червня 1999 р. [2].

Банкрутство – це визначена судом неспроможність боржника відновити свою платоспроможність та задовольнити визнані судом вимоги кредиторів, не інакше як через застосування ліквідаційної процедури. Передумови банкрутства слід розглядати, як цілісну взаємодію факторів. Аналіз зарубіжних практиків свідчить, що в країнах з розвиненою ринковою економікою, як правило 1/3 банкрутств викликано зовнішніми факторами, а 2/3 – внутрішніми. У вітчизняних умовах вплив зовнішніх факторів на банкрутства підприємств на думку експертів становить приблизно 50% [3, с. 212].

До видів банкрутства належить:

- примусове, що виникає внаслідок кризи в країні, політичної нестабільності, війни, стихійного лиха, банкрутства боржників;
- фіктивне, що виникає внаслідок зумисного оголошення своєї неплатоспроможності з метою отримання відстрочки погашення своїх зобов'язань або їх списання;
- навмисне, яке створює керівник чи власник спеціально в особистих інтересах або інтересах інших осіб;

- необережне, яке виникає внаслідок неефективної роботи та ризикових операцій;
- технічне, що зумовлюється суттєвою простроченістю дебіторської заборгованості. Величина дебіторської заборгованості перевищує кредиторську, а сума активів значно більша від його фінансових зобов'язань;
- юридичне, яке виникає за неможливості відновити свою платоспроможність.

Банкрутство банку — це результат негативних тенденцій (процесів), які відбуваються в ньому протягом тривалого часу. Попередження кризових явищ якомога раніше дозволяє виправити ситуацію за допомогою прийняття відповідних рішень, знизити ризик для інших суб'єктів господарювання, уникнути ланцюгової реакції. Банкрутство комерційних банків — типове явище для економічних систем більшості країн світу, яке є дуже дорогим для суспільства, оскільки банки виконують важливі системні функції [4, с. 86].

Основними проблемами процедури банкрутства є недосконалість правового регулювання. Ця процедура здійснюється не за загальними положеннями Закону «Про відновлення платоспроможності боржника або визнання його банкрутом», а за певними статтями Закону «Про банки та банківську діяльність». Законодавець суттєво обмежив роль суду в ситуації неплатоспроможності комерційного банку.

Банкрутство комерційних банків – типове явище для економік багатьох країн світу. Банкрутство банку коштує суспільству дуже дорого і лягає тягарем на плечі платників податків. Порівняно безболісно може пройти банкрутство дрібного банку. Банкрутство ж великого комерційного банку має досить значний вплив на економіку країни взагалі та досить часто призводить до кризової ситуації в банківській системі [5, с. 146].

До основних причин банкрутств комерційних банків спеціалісти у банківській сфері відносять такі:

- 1) неякісні активи;
- 2) недосконалість планування, політики та управління;

- 3) зловживання інсайдерів;
- 4) несприятливі економічні умови;
- 5) відсутність правильного аудиту та контролю;
- 6) шахрайство, підтасовка звітних даних;
- 7) незабезпечені витрати [6, с. 102].

Нестабільність банківської системи України та кризові явища в економіці призвели до масової збитковості та втрати ліквідності більшістю кредитних установ країни, а в деяких випадках і до банкрутства, за яким в умовах застосування неефективних шляхів його запобігання може відбутися ліквідація банку. Спинимося на основних причинах та симптомах кризи, які є типовими для вітчизняних фінансово-кредитних установ. Розкриємо специфічні причини збитковості, втрати ліквідності, а отже, фінансової кризи банку:

- 1) дефіцит прибуткових банківських операцій;
- 2) нав'язування банкам фіскальних функцій, що відлякує нинішніх та потенційних клієнтів;
- 3) збільшення обсягу обов'язкових резервів, а отже, і частки активів, що не приносять доходів;
- 4) дефіцит прибуткових та неризикованих інвестиційних проектів (дефіцит надійних об'єктів кредитування);
- 5) низький рівень менеджменту, високі витрати, ризикована валютно-кредитна політика;
- 6) політична нестабільність [7, с. 130].

Україна в умовах військових дій, падіння ВВП, та як наслідок – високої інфляції протягом 2014-2016 рр. потерпала від масових банкрутств у банківському секторі. Так, на поточний момент на сайті Фонду гарантування вкладів фізичних осіб йдеться про більш ніж 70 банків, що ліквідуються. Перш за все, фінансовий ринок покинули банки-зомбі, що не мали активів, та «схемні» банки, які існували за рахунок «відмивання» грошей. Також поступово було ліквідовано неплатоспроможні банки, які втратили ліквідність

та не змогли обслуговувати клієнтів, а їх акціонери не змогли підтримати банки додатковими надходженнями капіталу. Серед цих фінансових установ, нажаль, було 3 великих банки – «Дельта Банк», «Надра» і «Фінанси та Кредит».

Сьогодні найбільш впевнено на ринку почувають себе державні банки, або такі банки, що мають значну частку держави у статутному капіталі, адже вони отримують «дофінансування» з бюджету. Також не можна не помітити зростання питомої ваги та значущості для українського банківського сектору іноземного капіталу: недаремно ТОП-15 найбільш надійних банків України у 2017 році очолюють відразу три іноземних банки. Цей рейтинг складено фінансовими аналітиками на основі статистичних даних НБУ та наведено на сайті www.forinsurer.com [8]. Станом на грудень 2017 року рейтинг очолюють такі банки, як: Райффайзен банк Аваль (Raiffeisen Bank, Австрія), Креді Аґріколь Банк (Credit Agricole, Франція), Укрсиббанк (BNP Paribas Group, Франція), Ощадбанк. Завершує першу п'ятірку найбільш надійних банків Укрексімбанк, в якому держава гарантує 100% вкладів.

При складанні рейтингу найбільш надійних українських банків враховувалася спроможність банку без затримки повернути депозити при наявності у нього фінансових проблем або проблем з погашенням кредитів та зростанні заборгованості клієнтів, а також рівень підтримки акціонерів і держави. Важливу роль відіграє також і фактор власника з точки зору поповнення капіталу і ліквідних ресурсів, що є основою стійкості банківської установи в стресових умовах. Жоден банк, який належить державі або міжнародним фінансовим холдингам, не був визнаний неплатоспроможним.

Отже, можна говорити про чітку тенденцію щодо виходу з ринку банківських послуг дрібних банків з українським та змішаним капіталом та прихід в цей сегмент крупних гравців: транснаціональних або великих іноземних банків та держави. В чому ж причини ситуації, що склалася сьогодні у банківському секторі країни? Якщо звернутися до робіт вітчизняних вчених, то вони найчастіше поділяють усі проблеми, що призводять до банківських

криз та погіршення ситуації у цьому секторі, на дві великі групи: на зовнішні, які не залежать від керівництва банківської установи та її акціонерів, а також внутрішні, які спричинені чинниками, що існують всередині установи.

До зовнішніх причин на сьогоднішній день відносяться:

- загальноекономічна ситуація в країні: істотно підвищують загальну невизначеність ризику у відносинах банків з їх головними контрагентами – вкладниками, позичальниками і регулюючими органами. Так, масова паніка серед вкладників банківських установ, або ж різкі коливання товарних цін, процентних ставок можуть змінити ціни на фінансові активи;
- інфляція, яка впливає на банківський сектор через процентні ставки, ослаблення стимулів для заощаджень і звуження депозитної бази, втечу капіталів за кордон, зміну структури активів і пасивів;
- ринкові реформи – в кінцевому рахунку вони повинні сприяти оздоровленню та розвитку, однак у короткостроковому плані реформи можуть провокувати або посилювати кризові процеси в банківській сфері;
- втрата довіри до банку з боку клієнтів внаслідок прийняття невірних управлінських рішень;
- рейдерські атаки, які цілеспрямовано направлені на знецінення активів банку, що призводить до їх можливого продажу або ліквідації.

До внутрішніх причин відносять [9, с. 93-98]:

- недотримання законодавства, особливо в частині підтримання необхідного рівня всіх показників;
- обман органів влади, який викликаний приховуванням від контролюючих суб'єктів інформації про справжній стан фінансової установи;
- некомпетентне керівництво, що залежить від рівня корпоративної культури установи;
- спекуляція – надмірна кредитна експансія під час економічного підйому, як правило, служить фактором, що провокує банківські кризи. Зворотним боком кредитної експансії є погіршення якості кредитного

портфеля, завищена оцінка забезпечення позик, збільшення кредитного ризику;

- недоліки внутрішньобанківської системи, яка безпосередньо залежить від політики, що проводиться всередині установи [10].

Проте, більшість вітчизняних фахівців, оцінюючи ситуацію, яка складається у фінансовому секторі України, серед причин банкрутств банків називають махінації та зловживання серед власників та менеджерів, а також несприятливе бізнес-середовище, що склалося після політичної кризи 2014 року та початку військових дій на Сході і анексії Криму. Найболючішою проблемою у банківському секторі залишається виведення грошей через банківську систему за кордон. Перш за все, мова йде про виведення саме банківських активів та часток співзасновників банку у випадку виявлення проблем в його діяльності. На сьогодні існує п'ять основних схем, через які виводяться кошти. Приблизна оцінка втрат – близько 50 млрд. грн [11].

На першому місці – виведення коштів через розміщення їх на кореспондентських рахунках в іноземних банках [12, 13]. Так, існує вимога до зберігання валют, що відносяться до першої групи згідно Класифікатора валют (доларів і євро) на коррахунках в іноземних банках, яку встановлює Національний банк України. Проте під час банкрутства (або найчастіше – псевдобанкрутства) кошти, розміщені на коррахунках в банках країн-членів ЄС та США, списуються. Фонд гарантування вкладів повідомляє про декілька установ, які приймають участь у подібних операціях.

Насамперед, це австрійський банк Meindl Bank AG. Дана установа вже брала участь у розслідуваннях, пов'язаних із фінансовими ринками, зокрема в Австрії. Також відомі випадки відкриття коррахунків українськими фінансовими установами у таких європейських банках як Bank Frick and CO AG (Ліхтенштейн), East-West United Bank (Люксембург) і Winter&Co (Австрія). Через вказані установи виведено, за даними фонду, 746,5 млн. доларів і 52,9 млн. євро [11].

На другому місці за популярністю серед схем виведення активів банку за кордон – відчуження активів банку за заниженою ціною. Оцінювачі, вступаючи у змову із співробітниками банку, оцінюють майно, значно занижуючи його реальну вартість. Після цього вказане майно реалізується серед довірених осіб та партнерських організацій. Фонд державного майна оцінює збитки української банківської системи від застосування вказаної схеми у 4,89 млрд. грн.

Третє місце серед схем виведення активів банку посідає виведення майна з-під застави. Мова йде про майно, що належить проблемному банку та на яке накладається обмеження щодо можливості його відчуження, оскільки воно виступає у якості майнового забезпечення. Як правило, у такій схемі приймають участь, крім посадових осіб банку, ще й зацікавлені особи з числа державних виконавців виконавчої служби, які незаконно знімають заборону на відчуження, вилучаючи відповідний запис з Державного реєстру речових прав на нерухоме майно. Після цього вказане майно швидко реалізується керівництвом банку. Збитки держави від таких операцій оцінюються сьогодні в 12,58 млрд. грн. [14].

Четверте місце – за схемою з відступленням прав вимоги за кредитами. Зокрема, у цій схемі задіяні фінансові та факторингові компанії, які викупають у банків реальні та прибуткові кредитні портфелі за зниженою ціною. Через використання даної схеми банківська система України втратила ще 12,43 млрд. грн. [14].

На п'ятому місці, зі збитком в 5,58 млрд. гривень – нецільове використання кредитних коштів. Схема даного злочину виглядає найчастіше наступним чином: керівники банку спільно зі службовими особами інших компаній (кредитних спілок, небанківських фінансових установ або промислових підприємств) отримують у банку кредити на різні виробничі та комерційні цілі на пільгових умовах, тобто за заниженим відсотком. У подальшому ці кошти повертаються у банк-кредитор на умовах

субординованого боргу у вигляді депозиту з отриманням значно вищого відсотку за таким депозитом у порівнянні з вартістю кредиту.

Яскравим прикладом застосування подібних схем є банкрутство банку «Михайлівський». Банк, пропонуючи значні відсотки за депозитами (до 28%), укладав із вкладниками договір, де позиціонував себе лише повіреним в інтересах іншої фінансової компанії, якій фактично і передавались кошти. Відповідно такий вклад не підпадав під страхування ФГВФО, а це в свою чергу, означало, що банк обходив нормативні обмеження НБУ щодо залучення коштів фізичних осіб та не робив по залучених вкладах гарантійних внесків. Також, виявлено факти виводу з банку його менеджментом ліквідних активів до інших фінансових компаній під виглядом надання позик. За ці кошти фінансові компанії викупували у банку кредитні портфелі фізичних осіб. Таким чином з банку вивели основний реальний актив – високоприбутковий портфель кредитів фізичних осіб.

Історія банкрутства «Дельта Банку» є багато в чому подібною. Банк почав відчувати фінансові проблеми на початку 2014 року, а у вересні цього ж року НБУ видав йому стабілізаційний кредит та ввів куратора. Проте, вже у жовтні 2014 року НБУ визнав банк проблемним. Але під час перевірки діяльності було виявлено, що за місяць до введення тимчасової адміністрації група Cargill (США), що була основним інвестором та співвласником банку, вивела основний ліквідний кредитний портфель банку. Також було викрито факти переуступок за кредитними вимогами на користь компаній, що належали керівництву банку. Тож, можна констатувати факт, що введення тимчасової адміністрації було здійснено занадто пізно.

Ще одне стрімке банкрутство 2016 року – це крах банку «Хрещатик». Але ця ситуація, як пояснюють аналітики, сталася не стільки з вини менеджменту, скільки через корпоративний конфлікт між акціонерами, які представляють різні фінансово-промислові групи. Також банк «Хрещатик» був помічений в порушенні нормативів ліквідності та капіталу, і, як наслідок, впливу всіх цих факторів – банк був визнаний неплатоспроможним.

Позитивним кроком щодо стабілізації у банківській системі стало прийняття Закону України № 2085 «Про внесення змін до деяких законодавчих актів України щодо відповідальності пов'язаних з банком осіб». Перший позитивний момент – це вимога щодо розкриття інформації про тіньових власників банків, які до того мали змогу уникати банківського нагляду, використовуючи офшорні схеми виводу капіталу та різноманітні інструменти деперсоніфікації. Прийнятий Закон надав Національному банку України ефективні інструменти ідентифікації пов'язаних осіб.

Закон посилює вимоги до розкриття структури власності банку. Новація Закону полягає, зокрема, в розширенні поняття «істотна участь». Якщо раніше для встановлення опосередкованого володіння необхідно було визначити відносини контролю опосередкованого власника відносно прямого власника, то тепер під опосередковане володіння підпадають випадки, коли опосередкований власник контролює не тільки прямого власника істотної участі, а й будь-яку іншу особу в ланцюгу володіння корпоративними правами такої юридичної особи. Таким чином, значно розширюється коло відповідальних осіб за шкоду, завдану платоспроможності банку.

Контроль за операціями з пов'язаними особами забезпечується не тільки за рахунок запровадження адміністративної та кримінальної відповідальності, а й низкою інших змін, унесених до Закону України «Про банки і банківську діяльність». Зокрема, на фінансові установи покладається обов'язок розкривати всіх пов'язаних осіб у звітності, яка подається до НБУ, і, крім цього, регулятор одержує право додатково, на підставі поданих документів, установити пов'язаних осіб фінансової установи. На законодавчому рівні передбачено вимоги до операцій банку з пов'язаними особами. Так, умови безпосередніх правочинів з пов'язаними особами банку тепер не можуть відрізнитися від поточних ринкових умов, а у випадку недотримання цього положення відповідний правочин може бути визнаний судом недійсним. У свою чергу здійснення опосередкованих кредитних операцій з пов'язаними особами банкам узагалі заборонено.

Введення Закону в дію вже дало свої позитивні наслідки: аналітики спостерігають за вражаючим збільшенням прозорості банківського сектору України. НБУ на своєму сайті звітує, що станом на 01.07.2016 року йому відомі власники всіх банків України, і оцінює рівень прозорості банківської системи у понад 98 % [15]. НБУ очікує, що з огляду на планомірне зростання вимог до мінімального розміру регулятивного капіталу, у банківському секторі відбуватиметься консолідація, окремі банки будуть придбаватись новими інвесторами, у зв'язку з чим структура власності банків буде змінюватись. Також в НБУ зазначають, що моніторинг структур власності банків здійснюється систематично та продовжуватиметься і після завершення очищення банківського сектору.

До банків, структура власності яких буде визнана непрозорою, будуть застосовані адекватні заходи впливу з метою захисту інтересів кредиторів. Паралельно можна спостерігати за процесами, коли НБУ оголошує банкрутами установи, які не виконують вимоги щодо докапіталізації своїх статутних фондів. На особливу увагу заслуговує активізація слідчих дій Національним антикорупційним бюро щодо службових осіб НБУ з приводу незаконного надання протягом 2014-2015 років рефінансування семи банкам на суму 12 млрд. грн.

Саме безкарність та відсутність прозорості у діяльності банків та у процедурі надання рефінансування з боку НБУ стала ледве не головною причиною того, що з банківського сектору України за період 2014-2016 рр. було виведено коштів більш ніж на 50 млрд. дол. США [15].

Сьогодні, на жаль, можна говорити про формування неефективної, а інколи навіть, злочинної політики з боку регулятора відносно вітчизняних банків з метою виводу коштів акціонерів з банків, що визнаються проблемними. Наприклад, у випадку банкрутства банку «Михайлівський», банк був визнаний проблемним у грудні 2015 року, коли на його діяльність було накладено жорсткі обмеження: зокрема, заборонено видавати кредити та залучати кошти вкладників-фізичних осіб. Проте, у квітні 2016 року

обмеження були пом'якшені. Банк отримав дозвіл на кредитування позичальників. Скасування даного обмеження надало акціонерам можливість вивести з банку активи за описаною вище схемою – замістити кредити пов'язаним з ним компаніям, які вели реальну діяльність та мали реальну заставу, на «сміттєві» кредити новоствореним фірмам, що не мали забезпечуючих активів.

Аналогічна ситуація склалася навколо банкрутства «Дельта Банку»: з березня 2015 року в нього увійшла тимчасова адміністрація ФГВФО, проте даний крок було здійснено з запізненням не менш ніж на три місяці. Гострі проблеми з платоспроможністю установа відчувала починаючи ще з листопада 2014 року. Тож дані випадки теж мають бути розслідувані НАБУ або іншими уповноваженими органами на предмет змови акціонерів банків та представників НБУ.

На державному рівні має бути запроваджена система заходів щодо подальшого підвищення довіри до банківської системи з боку клієнтів та забезпечення прозорості діяльності банків. Так, Національному банку України потрібно завершити формування механізму недопущення до керівних посад у діючих банках та відмови у праві придбання істотної участі в фінансових установах особам, що сприяли банкрутствам банків у минулому.

Також позитивним кроком у напрямку оздоровлення банківського сектору повинно стати пришвидшення створення державного кредитного реєстру. Це має першорядне значення для моніторингу пов'язаних осіб, оскільки формує необхідну інформацію про кредитні відносини. Введення в дію даного реєстру дозволить поглибити і міжнародну співпрацю, адже державні кредитні реєстри сьогодні співпрацюють між собою на європейському рівні, обмінюючись інформацією щодо великих корпоративних боржників.

Для спрощення окремих аспектів банківської діяльності Міністерству фінансів України, зокрема, доцільно ініціювати внесення змін до Податкового кодексу України, Закону про банкрутство, інших законів з метою зміцнення

нормативно-правової бази для стягнення боргів. Це потрібно для врегулювання значної кількості непрацюючих кредитів, які залишаються на балансах банків, блокуючи нове кредитування.

Крім того, варто ініціювати усунення перешкод в податковому законодавстві, які блокують реструктуризацію боргу. З метою посилення відповідальності за вчинення правопорушень у банківській сфері та профілактики їх у майбутньому має бути активізовано слідчі дії компетентними органами щодо випадків зловживань у сфері банківського менеджменту та можливості змови між акціонерами банків та представниками контролюючих органів (в тому числі НБУ) в ситуаціях банкрутств найбільших банків України у період 2014-2016 рр. В цьому контексті, найбільш перспективним напрямом подальших досліджень у сфері банківського регулювання та безпеки є проблема удосконалення роботи, розширення слідчих повноважень Національного антикорупційного бюро України та посилення його незалежності. Це дозволило б ще більше активізувати його діяльність щодо розслідування банкрутств тих банків, де сьогодні існує підозра про зумисне доведення банку до банкрутства.

Також нерозв'язаною лишається проблема захисту прав акціонерів банку (особливо міноритарних). Зокрема, до сьогодні не запроваджено норму, коли потенційного нового власника підприємства зобов'язують викуповувати частки міноритарних акціонерів. Відсутність такої норми призводить до зловживань з боку власників контрольного пакету акцій, даючи можливість крупним акціонерам виходити із капіталу товариства, попередньо вивівши виробничі активи на інші підприємства.

З метою запобігання банкрутству та визначення симптомів фінансової кризи треба провести економічний аналіз діяльності суб'єкта господарювання за якомога триваліший період часу його фінансування, визначити негативні та позитивні фактори ділової активності, внутрішні та зовнішні чинники економічної нестабільності, повноту реалізації економічного потенціалу тощо.

Оцінка ймовірності банкрутства – це своєчасне виявлення неплатоспроможності, збитковості, фінансової залежності від зовнішніх джерел фінансування, низької ділової активності. Тому в класичних моделях оцінки ймовірності банкрутства використовують показники прибутковості, фінансової стійкості, ліквідності та ділової активності [16, с. 91-97]. Загальними вимогами до організації діагностики банкрутства банків є:

- ідентичність бази первинної інформації за окремими блоками і внутрішньоблоковими показниками (наприклад, за окремими комерційними банками) і централізованими даними;
- дотримання всіх технічних і організаційних параметрів проведення ранньої діагностики банкрутства (щомісячні дані в розрізі певних блоків і щоквартальні аналітичні звіти, зведені піврічні аналітичні записки, тощо);
- функціонування на основі принципу безперервності, який означає, що робота зі збору і оцінки інформації повинна проводитися на регулярній основі;
- доступність висновків і результатів для всіх зацікавлених користувачів інформації про діяльність банків [17].

Механізм оцінки ймовірності банкрутства банків включає (рис. 1) [18, с. 5-7] :



Рисунок 1.1 – Механізм ранньої оцінки ймовірності банкрутства банків

Використання сучасних методів моделювання дозволяє отримати відповідні показники, за допомогою яких можливо надати кількісну оцінку банківських ризиків, що фактично є першим і найнеобхіднішим компонентом у системі діагностики банкрутства банківської установи.

Оцінка ризиків – це процес визначення ймовірності виникнення факторів ризику, певних подій чи ситуацій, здатних негативно вплинути на розвиток об'єкту і досягнення запланованих результатів. До основних методів оцінки ризиків відносять:

- 1) статистичні, суть яких полягає у визначенні ймовірності виникнення втрат на основі статистичних даних попереднього періоду і встановленні області (зони) ризику, коефіцієнту ризику і т.д.;
- 2) аналітичні, які дозволяють визначити ймовірність виникнення втрат на основі математичних моделей;
- 3) метод експертних оцінок, який представляє собою комплекс логічних і математико-статистичних методів по обробці результатів

опитування групи експертів, причому ці результати є єдиним джерелом інформації [19, с. 76-79].

Для оцінки ймовірності банкрутства у світі використовується система економетричних моделей, які будуються на основі фінансових коефіцієнтів (

Однак, використання багатьох методів та моделей, пов'язаних із оцінкою банку на предмет схильності до банкрутства, в умовах України ускладнено кількома вагомими чинниками:

1) у зв'язку з тим, що банківська система України дуже молода, інформаційна база, необхідна для використання традиційних статистичних методів, є невеликою. Так як Україна відносно недавно перейшла до ринкових умов господарювання, то навіть та інформація, що є в наявності, неоднорідна, тому період, який можна використовувати для статистичного аналізу, стає ще меншим;

2) значно відрізняються зовнішні для компанії умови, що існують в Україні, та в країнах з розвинутою економікою. В зв'язку з цим, деякі показники, що покладено в основу моделей діагностики, в Україні визначити складно, або вони мають дещо інший зміст;

3) існує небезпека щодо отримання з публічних джерел інформації про об'єкт дослідження, що не відповідає дійсності. Причиною цього є відсутність збалансованої системи стимулів та покарань за такі дії. Поширеність цих фактів прямо впливає на точність моделей;

4) обмеженість кола застосування інформаційних систем, які використовуються органами банківського нагляду, їх невисока оперативність та трудомісткість [17, с. 3-4].

1.2 Аналіз існуючих методів вирішення задачі моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку

Моделювання оцінки ймовірності банкрутства – це складний етап діагностики кризових явищ, необхідний для з'ясування тенденцій розвитку суб'єкта господарювання в умовах постійної зміни факторів зовнішнього та внутрішнього середовища, пошуку раціональних заходів для підтримання стійкості його економічної поведінки. Умови сучасної економіки характеризуються значною кількістю дестабілізуючих чинників впливу на стабільність функціонування суб'єкта господарювання, що послаблює його фінансово-економічну стійкість, спричинюючи передумови банкрутства. Тому з необхідністю прогнозування майбутніх економічних вигід пов'язана практична робота будь-якої організації, відтак сучасний менеджер і фахівець з аналітичних досліджень повинен володіти основними навичками прикладного моделювання оцінки ймовірності банкрутства організації.

Оцінка ймовірності банкрутства як самостійна проблема виникла в передових капіталістичних країнах (і в першу чергу, в США) відразу після закінчення Другої світової війни. Природно, виникла проблема можливості апріорного визначення умов, що призводять фірму до банкрутства. Розробки перших моделей оцінки банкрутства відносяться до початку двадцятого сторіччя [20, с. 488].

Дж. Фітцпатрік (1931–1932 рр.) проводив дослідження щодо оцінки банкрутства і виявив, що деякі показники діяльності підприємств за декілька років до їх краху мають значно гірші значення, ніж в інших. П. Фітцпатрік (P. J. Fitzpatrick) вивчив трирічні та п'ятирічні тенденції 13 фінансових коефіцієнтів у 19 підприємств, які збанкрутували з 1920 по 1929 роки. Провівши порівняння (за допомогою однофакторного аналізу) цих коефіцієнтів з фінансовостійкими підприємствами він зробив висновок про те, що найкращими показниками, що оцінюють ймовірність банкрутства підприємства, є прибуток на власний капітал та відношення власного капіталу

до суми заборгованості. Також ним був проведений розрахунок різних фінансових коефіцієнтів у нормально функціонуючих фірм і компаній-банкрутів, П. Фітцпатрік прийшов до висновку, що в останніх більшість показників знаходиться на більш низькому рівні. Цей висновок носив в основному оглядовий характер, так як в той час були відсутні які-небудь просунуті методи статистичного дослідження і тим більше комп'ютери та комп'ютерні розрахунки. Таким чином, дана праця, ставши піонером у дослідженні можливості передбачення майбутнього банкрутства на основі фінансових даних компаній, відкрила величезні горизонти для майбутніх дослідницьких робіт.

Також одними з перших, хто запропонував досліджувати фінансово-господарські коефіцієнти для діагностики ризику банкрутства, були А. Вінакор і Р. Сміт (A. Winakor, R.F. Smith) з університету Іллінойс. Вчені вивчили 183 американських підприємства різних галузей, які перебували в скрутному фінансовому становищі протягом 10 років (1921-1931 рр.). Вони зробили висновок про те, що одним з основних маркерів банкрутства підприємства є коефіцієнт співвідношення чистого оборотного капіталу до суми активів підприємства.

К.Л. Мервін провів дослідження фінансових коефіцієнтів 939 зарубіжних фірм з 1926 по 1936 рік, виокремивши три основних, які найбільш точно оцінюють ймовірність банкрутства підприємства за 4-5 років. Він виділив 3 фінансових коефіцієнта: коефіцієнт покриття відсоткових платежів, відношення чистого оборотного капіталу до суми активів та відношення чистого власного капіталу до суми заборгованості. Всі ці коефіцієнти знижують свої значення нижче нормованого рівня перед настанням неплатоспроможності підприємства.

В. Німаном в процесі аналізу випуску корпоративних облігацій за період 1900-1943 рр. було встановлено, що найкращими коефіцієнтами, що дають можливість передбачити банкрутство за 5 років до його настання, є коефіцієнт

покриття відсоткових платежів та відношення чистого прибутку до обсягів продажу.

Чудсон у 1945 році, вивчаючи фінансові коефіцієнти стійкості, що придатні для макроекономіки в цілому, виявив, що кожна галузь має свою специфіку і універсальні моделі прогнозування ризику банкрутства, розроблені для загального застосування, не можуть використовуватися для них.

У 1962 році Джекендоф (Jackendoff), аналізуючи звітність прибуткових і збиткових підприємств виділив два фінансових коефіцієнта, що чітко ділять компанії на прибуткові та неприбуткові: коефіцієнт покриття і показник чистого власного капіталу. Одним з перших звернув свою увагу на фінансові коефіцієнти як на суттєвий інструмент оцінки ймовірності банкрутства компаній, був Вільям Бівер (Biver, 1966) [21].

Він проаналізував фінансову звітність 158 американських фірм за період 1954-1964 рр. Половину вибірки складала компанії, які з якихось причин оголосили дефолт за своїми зобов'язаннями в розглянутий проміжок часу. З них 59 фірм були оголошені банкрутами, інші порушили свої зобов'язання з виплати дивідендів по привілейованим акціям або погашення випущених облігацій. Також у вибірку була додана компанія, чий банківський рахунок перевищив кредитний ліміт.

Кожній проблемній фірмі була підібрана благополучна фірма-двійник з однаковим розміром активів і яка функціонує в тій же галузі. На думку Бівера, цей прийом дозволив елімінувати вплив ефекту масштабу та міжгалузевих відмінностей на результати аналізу.

На наступному етапі дослідження американський учений обчислив значення 30 різних фінансових коефіцієнтів за п'ятирічний період до настання банкрутства. Порівняння середніх значень коефіцієнтів у фінансово "хворих" і "здорових" компаній виявило, що для проблемних компаній характерні більш низькі значення практично всіх розглянутих показників. Крім того, їх рівень

починав знижуватися поступово протягом декількох років, що передують дефолту.

Виявивши зазначені закономірності, Бівер, використовуючи прийоми дихотомічної класифікації, спробував показати, що дані коефіцієнти здатні передбачати прийдешнє банкрутство фірми.

Дихотомічна класифікація являє собою наступну процедуру: всі фірми в довільному порядку діляться на дві групи, потім усередині кожної групи проводиться сортування компаній в порядку зростання за певною ознакою (в даному випадку – по кожному досліджуваному коефіцієнту). Далі аналітик методом проб і помилок повинен вибрати оптимальну лінію відсікання. Всі компанії, розташовані вище вибраного рівня, класифікуються як проблемні. Отримані результати порівнюються з фактичними даними для визначення відсотка невірних прогнозів. Нерідко потрібно повторити описану процедуру багаторазово для знаходження оптимального порогового значення лінії відсікання.

До недоліків даного методу можна віднести те, що лінія відсікання вибирається після перегляду стану фірми, в той час як в реальності цілком типова ситуація, коли аналітику доведеться приймати дане рішення в умовах відсутності інформації про реальний стан фірми. Крім того, вибір рівня відсікання проводиться на деякій обмеженій вибірці, а потім застосовується для всієї генеральної сукупності в цілому.

Для того щоб бути максимально наближеним до реальності, Бівер провів вибір лінії відсікання спочатку на фірмах з однієї групи, а потім здійснив тестування цього рівня на другій групі, і навпаки. Після розрахунку відсотка помилок між передбаченими і фактичними даними, коефіцієнт з мінімальним рівнем помилки був обраний в якості кращого провісника майбутнього банкрутства. Цим показником виявилось співвідношення грошового потоку фірми, виміряного як величина чистого прибутку після оподаткування плюс нарахована амортизація, до величини позикового капіталу компанії.

Під час проведення своїх досліджень він дав визначення таким поняттям, як фінансовий коефіцієнт, прогнозна сила фінансового коефіцієнта; спробував емпірично перевірити корисність цих коефіцієнтів, а також вплив тих або інших факторів на ймовірність банкрутства компанії. Так, цим вченим були виділені чотири принципи:

1. Чим вище обсяг ліквідних активів, тим нижче ймовірність банкрутства.
2. Чим вище чистий грошовий потік від операційної діяльності, тим нижче ймовірність банкрутства.
3. Чим вище розмір зобов'язань, тим вище ймовірність банкрутства.
4. Чим вище капітальні вкладення, тим вище ймовірність банкрутства.

У ході дослідження Бівер прийшов до того, що різні коефіцієнти мають різну прогнозну силу; особливо високою селективною силою відрізняється відношення грошових потоків до загального обсягу боргових зобов'язань. Його одномірна теорія аналізу фінансових показників стала базою для формування аналогічної багатовимірної моделі.

У подальшому Едвард Дікін повторив процедуру оцінки імовірності банкрутства, запропоновану Бівером, а також спробував знайти лінійну комбінацію 14 показників, що використовувалися в роботі Бівера, яка змогла б найкращим чином оцінити ймовірність банкрутства за кожні п'ять років до його настання. Дікін використовував для аналізу 32 компанії, збанкрутілі в період з 1964 по 1970 рік. Слід відмітити, що аналіз співвідношень, представлений в роботах Бівера та Дікіна, чутливий до неправильної інтерпретації результатів, а отже є потенційно заплутаним. Наприклад, фірму з низькою рентабельністю і / або платоспроможністю можна розглядати як потенційного банкрута. Проте, завдяки достатній ліквідності, яка знаходиться на рівні вище середнього, ситуація не виглядає настільки серйозною. Двозначність у відносній ефективності декількох фірм прослідковується доволі чітко.

У світі традиційно для оцінки ймовірності банкрутства використовується система економетричних моделей, які будуються на основі фінансових коефіцієнтів. За допомогою математично-статистичних методів будують функцію оцінки та розраховують інтегральний показник, на підставі якого можна з достатньою ймовірністю передбачити банкрутство суб'єкта господарювання (табл. 1) [16, с. 91-97].

Таблиця 1.1 – Зарубіжні моделі оцінки ймовірності банкрутства банків.

Назва моделі	Функція	Змінні	Значення показника
П'ятифакторна модель Альтмана (1968 р.)	$Z = 1.2 * X1 + 1.4 * X2 + 3.3 * X3 + 0.6 * X4 + X5$	X1 - Чистий оборотний капітал/всього активів; X2 - Нерозподілений прибуток/всього активів; X3 - Операційний прибуток/всього активів; X4 - Власний капітал/запозичений капітал; X5 - Виручка від продажів/всього активів.	Якщо $Z > 2,9$ – зона фінансової стійкості («зелена» зона). Якщо $1,8 < Z < 2,9$ – зона невизначеності («сіра» зона). Якщо $Z < 1,8$ – зона фінансового ризику («червона» зона)
Модель Р. Ліса (1972 р.)	$Z = 0,063 * X1 + 0,092 * X2 + 0,057 * X3 + 0,0014 * X4$	X1 – оборотний капітал / сума активів; X2 – валовий прибуток / сума активів; X3 – нерозподілений прибуток / сума активів; X4 – власний капітал / позиковий капітал.	Якщо $L > 0,037$, то ризик банкрутства високий; якщо $L < 0,037$, то ризик банкрутства незначний.
Модель Р. Таффлера та Г. Тішоу (1977 р.)	$Z = 0,53 * X1 + 0,13 * X2 + 0,18 * X3 + 0,16 * X4$	X1 – прибуток від продажів/короткострокові зобов'язання; X2 – оборотні активи/всього зобов'язань; X3 – короткострокові зобов'язання/всього активів; X4 – виручка від продажів/всього активів.	При $Z > 0,3$ ймовірність банкрутства низька, а при $Z < 0,2$ висока.
Модель Спрінгейта (1978 р.)	$Z = 1,03 * X1 + 3,07 * X2 + 0,66 * X3 + 0,4 * X4$	X1 - власний оборотний капітал/всього активів; X2 – прибуток до виплати відсотків/всього активів; X3 – прибуток до оподаткування/поточні зобов'язання; X4 – чистий дохід/всього активів.	Якщо $Z < 0,862$, – потенційний банкрут, якщо $Z > 2,451$, то загроза банкрутства мінімальна.

Продовження таблиці 1.1

Назва моделі	Функція	Змінні	Значення показника
Модель Фулмера (1983р.)	$H = 5,528 \cdot X_1 + 0,212 \cdot X_2 + 0,073 \cdot X_3 + 1,27 \cdot X_4 + 0,12 \cdot X_5 + 2,335 \cdot X_6 + 0,575 \cdot X_7 + 1,083 \cdot X_8 + 0,894 \cdot X_9 - 6,075$	X_1 = Нерозподілений прибуток минулих років / Активи; X_2 = Виручка від продажів / Активи; X_3 = (Прибуток до оподаткування + Відсотки до сплати) / Власний капітал; X_4 = Чистий Грошовий потік / (Короткострокові + Довгострокові зобов'язання); X_5 = Довгострокові зобов'язання / Активи; X_6 = Короткострокові зобов'язання / Активи; X_7 = log (матеріальні активи); X_8 = Оборотний капітал / (Довгострокові + Короткострокові зобов'язання); X_9 = log [(Прибуток до оподаткування + Відсотки до сплати) / Відсотки до сплати].	$H < 0$, то потенційний банкрут, якщо $H > 0$, то загроза банкрутства мінімальна
Модель Терещенка	$Z = 1,5 \cdot X_1 + 0,08 \cdot X_2 + 10 \cdot X_3 + 5 \cdot X_4 + 0,3 \cdot X_5 + 0,1 \cdot X_6$	X_1 – CashFlow/зобов'язання; X_2 – валюта балансу/зобов'язання; X_3 – чистий прибуток/баланс; X_4 – чистий прибуток/виручка; X_5 – виробничі запаси/виручка; X_6 – виручка/обіговість основного капіталу.	Якщо $Z > 2$ – фінансова стійкість, не загрожує банкрутство. Якщо $0 < Z < 2$ – загрожує банкрутство Якщо $Z < 0$ – напівбанкрут

Отже, можна зробити висновок, що перелічені вище моделі оцінюють схильність до банкрутства на основі показників ділової активності та рентабельності. У таких моделях зазначені показники домінують як за кількісним складом, так і за важливістю впливу на остаточний результат моделі.

У цих моделей орієнтація під час визначення банкрутства на фактори ділової активності та рентабельності не завжди виправдана. Хоча збитковість фінансово-господарської діяльності свідчить про загрозу банкрутства, однак, це не означає, що будь-яке збиткове підприємство обов'язково повинне збанкрутувати. Збитковість може бути тимчасовою, і завдяки ефективним діям керівництва підприємство може доволі швидко відновити прибутковість. З

іншого боку, висока рентабельність не виключає можливості банкрутства. За наявності високої рентабельності в певний момент на підприємстві можуть бути незадовільними показники ліквідності та фінансової стійкості, що свідчить про небезпеку банкрутства.

Акцентування уваги під час оцінки ймовірності банкрутства на показниках фінансової стійкості не завжди дає правильну оцінку, оскільки підприємство може мати значну частку залучених коштів, однак, ефективно використовувати фінансові ресурси і забезпечувати високу рентабельність, що дасть змогу розраховуватися з кредиторами. Інша ситуація, коли підприємство поряд із наявністю значної частки залученого капіталу має низькі показники прибутковості, у цьому разі ймовірність банкрутства значно зростає [22].

Порівняльну характеристику моделей розглянутих у таблиці 1.1 наведено в таблиці 1.2 [16].

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика моделей оцінки ймовірності банкрутства

Назва моделі	Переваги	Недоліки
П'ятифакторна модель Альтмана (1968 р.)	простота та можливість застосування за наявності обмеженої інформації; порівняльність показників; можливість поділу аналізованих компаній на потенційних банкрутів і не банкрутів; висока точність розрахунків;	не враховує українські особливості економіки; складність інтерпретації підсумкового значення; залежність точності розрахунків від вихідної інформації; обмеженість сфери застосування; заснована на застарілих даних;
Модель Р. Ліса (1972р.)	простота і швидкість розрахунків; доступність необхідних для розрахунків даних; можливість оцінити фінансовий стан та спрогнозувати банкрутство.	не пристосована до українських підприємств; неможливість застосування до малих підприємств; невідповідність методичних прийомів розрахунку показників фінансової звітності; результати є завищеними, так як значний вплив на результуючий показник здійснює прибуток від реалізації.

Продовження до таблиці 1.2

Назва моделі	Переваги	Недоліки
Модель Р. Таффлера та Г. Тішоу (1977 р.)	спрощеність розрахунків та висока точність прогнозу ймовірності банкрутства компанії, що пов'язано зі значною кількістю проаналізованих компаній	обмеження сфери застосування (тільки для акціонерних товариств, акції яких активно торгуються на фондовому ринку); складність інтерпретації підсумкового значення; неможливість використання в українських умовах; залежність точності розрахунків від вихідної інформації; використання застарілих даних
Модель Спрінгейта (1978 р.)	Точність моделі становить більше 90%;	під час розрахунків не були враховані умови розвитку економіки різних країн, орієнтовано на Канаду і США; необхідна корекція на національну валюту, яка, своєю чергою, порушує безперервність; Між змінними спостерігається досить висока кореляція.
Модель Фулмера (1983 р.)	широке охоплення оказників; вірогідність: 1 рік – 98%, 2 роки – 81%	розроблена для застосування в банківській практиці; модель була створена з урахуванням специфіки західних країн; необхідна корекція на національну валюту
Модель Терещенка	урахування специфіки діяльності суб'єктів; охоплення незначної кількості показників; доступність інформації, необхідних для розрахунку параметрів моделі.	недостатній рівень обґрунтованості показників та їх нормативних значень; можливість застосування тільки для окремих підприємств; великий інтервал невизначеності.

Ураховуючи всі переваги та недоліки зарубіжних моделей прогнозування банкрутства, російськими й українськими науковцями були розроблені методики, що адаптовані для вітчизняної економіки. Однією з найвідоміших є модель Сайфулліна–Кадикова. Оцінка рівня фінансового стану в цій моделі здійснюється за рейтинговим числом R . Якщо зазначені індикатори досліджуваного банку дорівнюють мінімальному нормативному значенню, то $R=1$. Якщо $R > 1$, то фінансовий стан банку вважається задовільним, якщо $R < 1$, то незадовільним.

У 1987 році Гуді тестував модифіковану модель Альтмана на даних виробничих і розподільних компаній Великобританії за період з 1960 по 1974 роки. Головна відмінність моделі Гуді від моделі Альтмана – набір змінних, що використовуються. Однак процедура відбору змінних була запозичена ним у Бівера.

В 60-70-ті роки ХХ століття основним підходом для розробки моделей оцінки ймовірності банкрутства був багатовимірний дискримінантний аналіз. Пізніше, на початку 80-их років, стали застосовуватися більше розвинуті моделі: логіт-аналіз і пробіт-аналіз.

Однією з основних робіт, присвячених використанню логіт-моделі для моделювання банкрутства компаній, є «Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy» (1980, J. Ohlson). Він стверджував, що використання логіт-аналізу допоможе уникнути проблем множинного дискримінантного аналізу. Робота була побудована на основі 7 фінансових показників і 2 даммі-змінних, що найбільш часто зустрічаються в інших дослідженнях. J. Ohlson розрахував O-Score для 105 збанкрутілих компаній і 2 058 фінансово здорових публічних компаній США, використовуючи дані за період з 1970 по 1976 роки, а потім використовував логістичну регресію для знаходження ймовірності банкрутства. Якщо отриманий результат перевищує 0,5, то компанія з високою часткою ймовірності стане банкрутом. Прогнозна сила моделі склала 96,12% за рік до банкрутства. Одним з недоліків моделі Ohlson можна назвати використання даних для побудови моделі за 7-річний період, тобто передбачалося, що набір фінансових змінних, котрі пророкують банкрутство, не залежить від економічної ситуації в країні.

У наступні роки моделі, засновані на логістичній регресії, набули неабиякої популярності серед дослідників, так як довели свою перевагу в порівнянні з моделями дискримінантного аналізу. Наприклад, в роботі Ni, Kwak (2014 рік) досліджували китайські компанії – дані включали в себе інформацію по 521 збанкрутілим компаніям і по 950 здоровим підприємствам за період з 1999 по 2007 рік. Дослідники використовували показники, які

стосуються категорій ліквідності, прибутковості, рентабельності і таких характеристик фірми, як її розмір і вік. Вони порівняли результати, отримані за допомогою дискримінантного аналізу та логіт-регресії, і виявилось, що прогнозна сила моделі при логіт-аналізі вище (74,64%), ніж при дискримінантному аналізі (72,26%). Варто відзначити, що прогностична сила в логіт-моделі вийшла нижче, ніж в середньому в роботах інших авторів.

Альтернативою логіт-аналізу виступає пробіт-аналіз, основна відмінність якого полягає в нормальному розподілі випадкових величин. Спочатку логіт-регресія була запропонована як альтернатива пробіт-аналізу, для якого вручну зробити необхідні обчислення було важко. Хоча в даний час така проблема перед дослідниками не стоїть, логіт-модель залишається набагато популярнішою, ніж пробіт – до 2007 року було написано 36 англійських робіт з використанням логіт-аналізу і всього 7 робіт з використанням пробіт-аналізу.

Zmijewski (1984) в своїй роботі одним з перших застосував пробіт-аналіз для передбачення банкрутства компаній. Вибірка складалася з 40 фірм-банкрутів та 800 не банкрутів, що котируються на Американській і Нью-Йоркській біржах з 1972 по 1978 роки (за винятком фінансових і державних компаній, а також компаній індустрії сервісу). Модель будувалася на основі трьох фінансових коефіцієнтів – Чистий Прибуток / Сукупні активи, Сукупний Борг / Сукупні активи, Поточні активи / Поточні зобов'язання. Прогнозна сила моделі за рік до банкрутства склала 76%. Одним з головних недоліків моделі Zmijewski є ігнорування нефінансових показників фірми - наприклад, галузі та розміру.

Lennox (1999) в своїй роботі порівняв дискримінантний аналіз і пробіт-аналіз, використовуючи дані 949 британських фірм за період з 1987 по 1994 роки. З фінансових показників в модель увійшли показники рентабельності, левереджа і грошового потоку. Передбачувальна сила пробіт-моделі виявилася вищою, ніж при використанні дискримінантного аналізу – 75,76%

проти 69,7%. Проте результат, отриманий дослідником, поступається в прогнозній силі іншим моделям, побудованим на основі логістичного аналізу.

Таким чином, пробіт моделі, також, як і логіт-моделі, краще дискримінантного аналізу, так як, по-перше, дозволяють присвоїти значення ймовірності банкрутства компанії в інтервалі від 0 до 1, а значить легше інтерпретуються. По-друге, вони не вимагають дотримання передумов дискримінантного аналізу. По-третє, вони дозволяють оцінювати значимість кожної змінної. Проте, у таких моделей є свої недоліки – вони можуть використовуватися тільки на повних даних без пропусків, чутливі до викидів в даних, а незалежні змінні повинні бути лінійно незалежні, так як аналіз заснований на пов'язаних між собою фінансових показниках компанії [23].

Наступним методом, використовуваним для оцінки ймовірності банкрутства, є дерева рішень. Згідно з дослідженнями Ясніцького, моделі на основі штучного інтелекту у останнє десятиліття одержали широке застосування у аналізі економічних даних та передбаченні економічних проблем суб'єктів господарювання.

Особливості таких моделей наступні:

- навчання моделі на історичних даних значного обсягу;
- інформація береться з фінансової звітності підприємства;
- залежать від комп'ютерних потужностей та технологій.

Загалом класифікаційні та регресійні дерева рішень представляють собою інструмент для аналізу даних, що використовуються для створення регресійних і класифікаційних моделей. Дерево є свого роду графічною моделлю, створеною в результаті рекурсивного поділу множини вихідних спостережень на певну кількість підмножин. Метою такого поділу є отримання підмножини якомога більш однорідної відносно значення залежної змінної. Алгоритм рекурентного поділу може використовувати різні незалежні змінні на кожному етапі поділу. Всі незалежні змінні (предиктори) завжди беруться до уваги, і обрана змінна гарантує найкращий поділ вузла, а саме

проводить поділ множини значень залежної змінної у вузлі на найбільш однорідні підмножини.

Одним із сучасних інструментів моделювання оцінки ймовірності банкрутства є нейронні мережі. Останні дослідження в області штучних нейронних мереж показали, що вони виступають потужним інструментом в розпізнаванні образів і класифікацій завдяки своїм нелінійним непараметричним властивостям адаптивного навчання. Більшість дослідників, що займалися проблемою оцінки ймовірності банкрутства, дійшли висновку, що нейронні мережі мають значно більш високу точність прогнозу, ніж класичні статистичні підходи.

У статті Джанга 1999 р. розглядається питання про те, чи дають нейронні мережі значущі переваги при оцінці ймовірності банкрутства. В своєму дослідженні він розглядає шість фінансових показників (п'ять таких же, як і в моделі Альтмана, а шостий – коефіцієнт поточної ліквідності). Для аналізу були взяті американські публічні компанії, що ведуть торги на Нью-Йоркській біржі та біржі NASDAQ. За підсумками дослідження, Джанг дійшов висновку, що нейронні мережі дійсно є більш ефективним методом оцінки ймовірності банкрутства саме завдяки тому, що опускаються передумови, значущі для традиційних статистичних моделей.

Пізніше, в 2009 році, З. Хо також опублікував роботу, присвячену проблемам інтеграції традиційних статистичних підходів до оцінки ймовірності банкрутства та інноваційних підходів штучного інтелекту. Він запропонував об'єднати дискримінантний аналіз, логістичну регресію, нейронні мережі і модель дерева рішень. Тестування даної моделі на реальних даних показало, що по відношенню до кожного вихідного методу вона дає значно більшу ефективність отриманих результатів.

У світовій практиці в різні періоди і для різних економічних умов сформульовано різнотипові системи моделей для прогнозної оцінки загроз та ймовірності банкрутства суб'єкта господарювання. У базову основу цих моделей покладено дискримінантний аналіз (multiple-discriminant analysis).

Розглядаючи історію розвитку методики прогнозування банкрутства, необхідно відзначити, що аналіз фінансових показників почався з розробки єдиного коефіцієнта – коефіцієнта поточної ліквідності (current ratio), який використовується для оцінки платоспроможності [24, с. 147-153].

Домінування перспективного аналізу над ретроспективним є чітко вираженим у базовій основі «школи прогнозування банкрутства компанії» (Distresses Predictors School). Безперечно, базові засади цієї школи, сформульовані Альтманом, ґрунтуються насамперед на аналізі фінансової стійкості підприємства, оскільки цінність фінансової звітності визначається виключно її здатністю передбачити можливе банкрутство [25].

Проведене дослідження свідчить про те, що існує велика кількість методів для оцінки ймовірності банкрутства, що використовується на практиці, але жоден з них не дає стовідсоткового результату, тому для отримання найбільш точного результату доцільно використовувати одразу декілька методів.

В даній дипломній роботі я використаю вище перелічені моделі, тобто дискримінантний аналіз, логістичну регресію, дерево рішень та нейронну мережу. Підбір числових параметрів математичної моделі варто проводити зважаючи на дискримінантний аналіз, а оцінку ймовірності банкрутства банку – використовуючи логістичну регресію, дерево рішень та нейронну мережу. Дані моделі, на мою думку, є найбільш адаптованими для оцінки ймовірності банкрутства банківських установ в Україні. Банківські установи можуть досить успішно їх використовувати для виявлення на ранніх стадіях ознак зароджуваного фінансового краху.

Проаналізувавши вище перелічені моделі, можна зробити висновок, що для аналізу будуть використовуватись наступні показники:

- грошові кошти та їх еквіваленти;
- кошти банків;
- загальний обсяг активів;
- загальний обсяг зобов'язань;

- субординований борг;
- обсяг статутного капіталу;
- обсяг власного капіталу;
- обсяг сукупного доходу;
- операційний дохід;
- прибуток (збиток)
- кредити юридичних осіб;
- кредити фізичних осіб;
- депозити юридичних;
- депозити фізичних осіб.

Таким чином, моделювання оцінки ймовірності банкрутства банків України необхідне як для самих банків для оцінки власних ресурсів і відповідно зниження ризиків банку, так і для позичальників, які можуть оцінити в який банк вигідніше та безпечніше вкладати кошти.

1.3 Постановка задач і розробка алгоритму дослідження

В попередніх підрозділах даної дипломної роботи було обґрунтовано, що моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку є дуже актуальною задачею, оскільки це принесе практичну користь банку.

Сутність моделі оцінки ймовірності банкрутства полягає у можливості спрогнозувати ймовірність банкрутства в залежності від показників банківської діяльності. Мета моделювання – побудувати модель, яка б на основі сукупності вхідних даних, наприклад, таких як, грошові кошти та їх еквіваленти, кошти банку, загальний обсяг активів, загальний обсяг зобов'язань, обсяг сукупного доходу, обсяг статутного капіталу, обсяг власного капіталу, прибуток (збиток) банку, субординований борг, операційний дохід, кредити юридичних та фізичних осіб, депозити юридичних та фізичних осіб виявляла ймовірність банкрутства банку.

Одним з ефективних способів попередження банкрутства є використання математичних методів для побудови моделі, яка дозволить оцінити ймовірність банкрутства банку. Для вирішення цієї задачі, попередньо розглянувши та дослідивши різні економіко-математичні методи, для побудови моделі було обрано логістичну регресію, дерево прийняття рішень та нейронну мережу.

Для реалізації економіко-математичної моделі оцінки ймовірності банкрутства банку було обрано програмний продукт «SAS Enterprise Miner», який представляє собою інтегрований компонент системи інтелектуального аналізу даних SAS, створений для виявлення у великих масивах даних інформації, необхідної для прийняття управлінських рішень.

Побудова моделі оцінки ймовірності банкрутства банку є актуальною задачею, оскільки це принесе реальну практичну користь банку. Основними задачами дипломної роботи є: дослідження предметної області та особливостей моделювання оцінки ймовірності банкрутства банків; проведення аналізу існуючих моделей оцінки ймовірності банкрутства банків; вибір найкращої моделі оцінки ймовірності банкрутства; вибір вхідних факторів для аналізу; формування вибірки даних; проведення параметризації обраних моделей та порівняння моделей. Для вирішення цих завдань необхідна реалізація наступних етапів моделювання, які представлено у вигляді блок-схеми (рис 1.2).



Рисунок 1.2 - Алгоритм моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку

Розглянемо алгоритм дослідження по блоках:

1. Вхідними даними моделі моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку є основні фінансові показники діяльності банку.
2. Вхідні дані необхідно дослідити для виявлення тенденцій та взаємозв'язків за допомогою економіко-математичних методів аналізу, проаналізувати отримані результати й зробити висновки.

3. Розробка математичної моделі – формалізоване представлення математичних залежностей, які будуть описувати вхідні дані, класифікувати їх та, на основі цього, моделювати результуючу величину.

4. Програмна реалізація моделі, яка включає вибір програмних засобів, за допомогою яких буде реалізовано модель, та власне розробку моделі.

5. Перевірка якості й адекватності моделі – це відповідність моделі фактам і тенденціям реального економічного буття. При цьому поняття адекватності моделі має кілька граней. По-перше, можна вести мову про адекватність моделі щодо досліджуваного реального процесу, розуміючи під цим ступінь відповідності його характеристик характеристикам об'єкта. По-друге, потрібно оцінювати адекватність моделі щодо поставленої задачі (цілей).

Важлива роль у перевірці адекватності моделей належить логічному аналізу, в тому числі й засобами математичного моделювання. Такі формалізовані прийоми верифікації моделей, як доведення існування рішення, перевірка істинності статистичних гіпотез про зв'язки між параметрами і змінними моделі, співставлення розмірності величин тощо дозволяють звузити клас потенційно «правильних» моделей.

6-7. Інтерпретація результатів моделювання та формулювання висновків. На цьому етапі отримані числові результати інтерпретуються з точки зору їх економічного змісту, аналізуються та узагальнюються тенденції.

2 ПОПЕРЕДНІЙ АНАЛІЗ ТА ПІДГОТОВКА ВХІДНИХ ДАНИХ ДО ПОБУДОВИ МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ

2.1 Вибір вхідних даних для математичної моделі

Джерелом інформації, яка необхідна для практичної реалізації математичної моделі, є статистичний набір показників банківської діяльності банків за останні 3 роки до їх банкрутства. Для моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку використовуватимемо фінансові показники діяльності невеликих банків, частка активів яких менше 0,5% активів банківської системи.

Таблиця 2.1 – Опис вхідних даних

Змінна	Економічний зміст	Шкала вимірювання	Допустимі значення
1	2	3	4
X_1	Грошові кошти та їх еквіваленти ($F1$)	Інтервальна	≥ 0
X_2	Загальний обсяг активів ($F2$)	Інтервальна	≥ 0
X_3	Кошти банків ($F3$)	Інтервальна	≥ 0
X_4	Загальний обсяг зобов'язань ($F4$)	Інтервальна	≥ 0
X_5	Субординований борг ($F5$)	Інтервальна	≥ 0
X_6	Обсяг статутного капіталу ($F6$)	Інтервальна	≥ 0 ;
X_7	Обсяг власного капіталу ($F7$)	Інтервальна	≥ 0
X_8	Обсяг сукупного доходу ($F8$)	Інтервальна	≥ 0
X_9	Операційний дохід ($F9$)	Інтервальна	≥ 0
X_{10}	Прибуток (Збиток) ($F10$)	Інтервальна	≥ 0
Y	Банкрут (Не банкрут) ($F11$)	Бінарна	0 – не банкрут 1 – банкрут
X_{11}	Кредити юридичних осіб ($F12$)	Інтервальна	≥ 0
X_{12}	Кредити фізичних осіб ($F13$)	Інтервальна	≥ 0
X_{13}	Депозити юридичних осіб ($F14$)	Інтервальна	≥ 0
X_{14}	Депозити фізичних осіб ($F15$)	Інтервальна	≥ 0

2.2 Дослідження характеристик банків, що аналізуються

Виконати первинний аналіз вхідних даних можна за допомогою інструмента *StatExplore* (рис. 2.1).

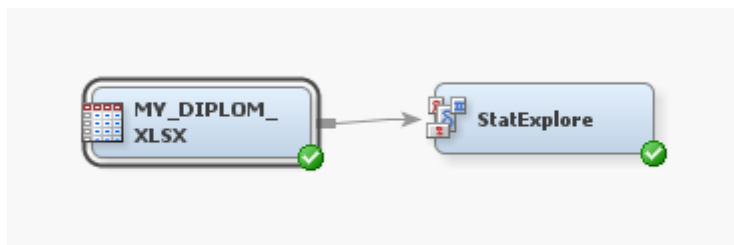


Рисунок 2.1 – Використання інструмента *StatExplore* для первинного аналізу вхідних даних

На рисунку 2.2 відображена цільова змінна та її основні властивості: роль змінної, кількість рівнів, пропущенні значення, мода.

Data Role=TRAIN								
Data Role	Variable Name	Role	Number of Levels	Missing	Mode	Mode Percentage	Mode2	Mode2 Percentage
TRAIN	F11	TARGET	2	0	0	66.67	1	33.33

Рисунок 2.2 – Цільова змінна *Result*

На рисунку 2.3 відображена інформація стосовно цільової змінної *Result*: частоти позитивного та негативного відгуку, а також долі від цілого.

Data Role	Variable Name	Role	Level	Frequency Count	Percent
TRAIN	F11	TARGET	0	144	66.6667
TRAIN	F11	TARGET	1	72	33.3333

Рисунок 2.3 – Частоти позитивного та негативного відгуку

Отже, на основі рис. 2.2 та 2.3 можна зробити висновок, що цільова змінна має 2 рівні (їх значення 0 – не банкрут та 1 – банкрут), не має пропущених значень, частота негативного відгуку складає 66,7% тобто 144 спостереження, а частота позитивного відгуку склала 33,3% тобто 72 спостереження.

На рисунку 2.4 відображена статистична інформація по інтервальних змінних: роль змінної, середнє значення, стандартне відхилення, пусті значення, мінімум, медіана, максимум.

Data Role=TRAIN										
Variable	Role	Mean	Standard Deviation	Non Missing	Missing	Minimum	Median	Maximum	Skewness	Kurtosis
F1	INPUT	156761.9	241991.5	216	0	29.25803	68431.02	1432558	2.962449	10.15899
F10	INPUT	-96305.3	314046.7	216	0	-2517733	441.0769	164280.1	-4.56255	25.04234
F12	INPUT	932394.8	2155582	212	4	0	396326	23599109	7.07682	63.28635
F13	INPUT	118071.4	349437.2	212	4	-557978	22678	2688412	5.265626	31.68518
F14	INPUT	380710.9	701237.4	212	4	0	184165	5751604	5.092477	32.15825
F15	INPUT	590016	1052778	212	4	0	285578	7911615	3.822379	17.58027
F2	INPUT	1544185	2889008	216	0	81340.57	763063.4	28914109	5.80337	43.57368
F3	INPUT	172934.1	430213	216	0	0	38102.51	4340830	6.079769	48.18601
F4	INPUT	1296220	2173096	216	0	111.756	632689.5	14630391	4.099542	19.5019
F5	INPUT	67481.1	194000.4	216	0	0	27810.92	2257122	8.219266	81.7423
F6	INPUT	328850.8	784461.1	216	0	1305	145962	5934619	5.794748	36.33275
F7	INPUT	249466.4	1041132	216	0	-983196	149561.7	14477755	12.09557	164.1286
F8	INPUT	-95579.9	314696.5	216	0	-2588834	441.0769	165605.6	-4.6185	26.01889
F9	INPUT	11017.06	74736.24	216	0	-3696.99	1110.86	1059725	13.16905	183.0515

Рисунок 2.4 – Інтервальні змінні

У результаті проведеного первинного аналізу було отримано основні статистичні характеристики вхідних даних, визначено ролі змінних у моделюванні, а також виявлено, що вхідний масив даних має пусті значення в інтервальних змінних, таких: як кредити юридичних осіб, кредити фізичних осіб, депозити юридичних осіб, депозити фізичних осіб.

На рисунку 2.5-2.6 відображена відносна статистична значимість факторів щодо цільової задачі. Найбільш вагомими факторами, що впливають на ймовірність банкрутства, є Прибуток (Збиток) (*F10*) та Обсяг сукупного доходу (*F8*), адже їх $Prob < 0.0001$. Найменший вплив має Обсяг статутного капітала (*F6*).

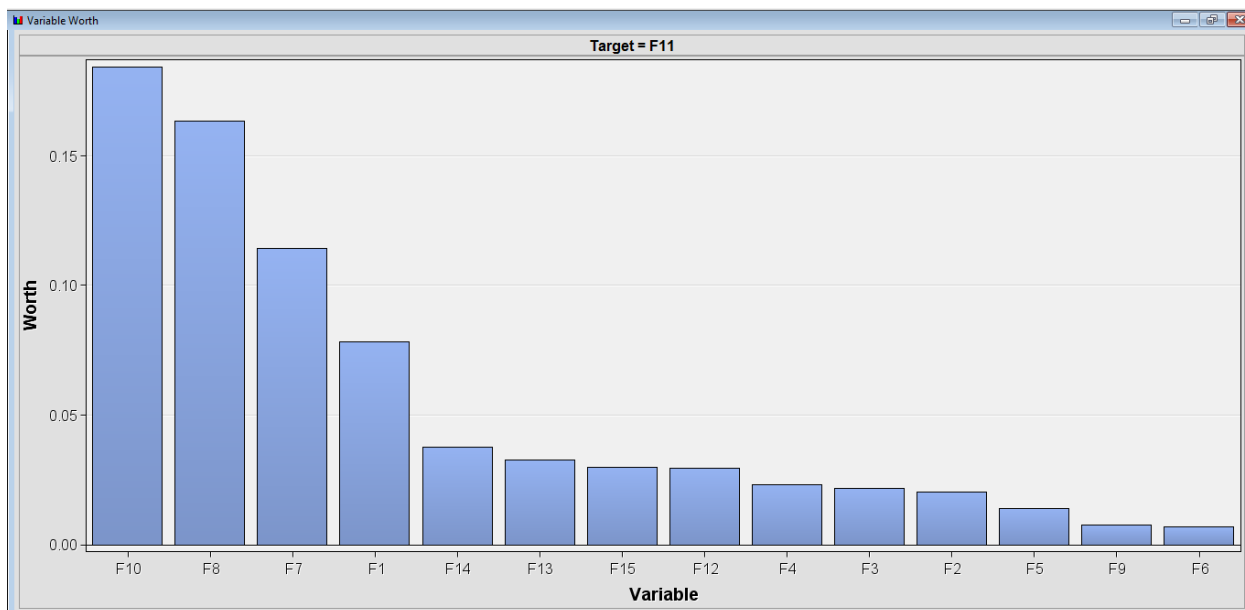


Рисунок 2.5 – Відносна значимість факторів щодо цільової задачі в пакеті SAS Enterprise Miner

```

Chi-Square Statistics
(maximum 500 observations printed)

Data Role=TRAIN Target=F11

Input      Chi-Square    Df      Prob
-----
F8         29.6477      4      <.0001
F10        29.4227      4      <.0001
F13         5.8508      5      0.3210
F1          5.3318      4      0.2549
F14         3.5562      5      0.6149
F3          3.2596      3      0.3533
F15         3.0523      5      0.6919
F12         2.9360      4      0.5686
F9          2.5023      2      0.2862
F5          1.2524      3      0.7405
F4          1.0615      4      0.9003
F7          1.0093      2      0.6037
F2          0.6346      3      0.8885
F6          0.0000      2      1.0000

```

Рисунок 2.6 – Табличне значення відносної значимості факторів щодо цільової задачі в пакеті SAS Enterprise Miner

2.3 Обґрунтування вибору підходу до оцінки ймовірності банкрутства банку

Серед напрямків застосування економіко-математичних методів аналізу в сфері банківських технологій особливу увагу приділяють задачам, пов'язаним із побудовою моделі оцінки ймовірності банкрутства банку. Специфіка такої моделі полягає в тому, що остання дає відповідь на питання, пов'язані з оцінкою частоти сприятливого та несприятливого результату події (настання чи не настання банкрутства банку), тобто бінарного відгуку, у відповідь на дію певних факторів. Саме тому для такої оцінки використовуються специфічні методи економіко-математичного моделювання (табл. 2.2).

Таблиця 2.2 – Методи моделювання оцінки настання події

№	Назва методу	Загальна характеристика
1	2	3
1.	Логіт-регресія	Різновид множинної регресії, загальне призначення якої полягає в аналізі зв'язку між кількома незалежними змінними і залежною змінною. Бінарна логістична регресія застосовується у разі, коли залежна змінна є бінарною. Іншими словами, за допомогою логістичної регресії можна оцінювати ймовірність того, що подія настане для конкретного випробуваного [26].
2.	Пробіт-регресія	Окремий випадок моделі бінарного вибору, в якій використовується нормальний розподіл, дозволяє оцінити ймовірність того, що аналізована (залежна) змінна прийме значення 1 при заданих значеннях факторів (тобто це оцінка частки "одиниць" при даному значенні факторів) [27].
3.	Дискримінаційний аналіз	Різновид багатовимірної аналізу, призначеного для вирішення задач розпізнавання образів. Використовується для прийняття рішення про те, які змінні розділяють (тобто «дискримінують») певні масиви даних (так звані «групи») [28].
4.	Дерева прийняття рішень	Ідея методу полягає у тому, щоб просуваючись гілками дерева у напрямку справа наліво (тобто від вершини дерева до першої точки прийняття рішення) спочатку розрахувати очікувані виграші по кожній гілці дерева і, порівнюючи ці виграші, зробити остаточний вибір найкращої альтернативи. Мета полягає в тому, щоб створити модель, яка прогнозує значення цільової змінної на основі декількох змінних на вході [29].

Продовження таблиці 2.2

1	2	3
5.	Нейронні мережі	Математичні моделі, а також їхня програмна та апаратна реалізація, побудовані за принципом функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Системи, архітектура і принцип дії базується на аналогії з мозком живих істот. Ключовим елементом цих систем виступає штучний нейрон як імітаційна модель нервової клітини мозку людини [30].

Тепер розглянемо кожний із запропонованих у табл. 2.2 методів більш детально для того, щоб визначити, які саме методи найкраще підходять для моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку.

1. Логістична регресія

В логістичній регресійній моделі змодельовані значення залежної змінної знаходяться в інтервалі від 0 до 1 незалежно від значень незалежних змінних, тому ця модель часто використовується для аналізу бінарних залежних змінних або змінних відгуку.

При цьому ймовірність настання події визначається функцією:

$$\text{logit}(\hat{p}) = \log\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right) = \hat{w}_0 + \hat{w}_1 \cdot x_1 + \hat{w}_2 \cdot x_2 + \dots + \hat{w}_n \cdot x_n, \quad (2.1)$$

де \hat{p} – змодельована ймовірність настання події, що цікавить дослідника;

x_n – n -ий незалежний фактор;

w_n – n -ий коефіцієнт регресії (оцінка фактору);

n – порядковий номер фактору.

Однак, застосування логістичного перетворення до рівняння логіт-регресії породжує певні проблеми. При вирішенні задачі звичайної лінійної регресії до спостережуваних значень підганяється деяка гіперповерхня – пряма у випадку простої регресії, площина – у випадку двох незалежних змінних. Також вимогою є нормальність і некорельованість помилок.

При переході до рівняння логіт-регресії поверхня, що підганяється, вже не матиме такого простого вигляду. Це робить неможливим використання методів оцінювання, що застосовуються для лінійних задач.

Тому для оцінки параметрів логіт-регресії використовується тільки метод максимальної правдоподібності, за якого процес оцінки регресійних коефіцієнтів зводиться до максимізації ймовірності появи конкретної вибірки (при заданих спостережуваних значеннях). Це часто призводить до невисокого відсотку коректної класифікації. Логіт-регресія також слабо стійка до надмірної підгонки даних [26].

2. Пробіт-регресія

Для вирішення даних завдань моделювання також можна використовувати пробіт модель – це статистична модель бінарного вибору, що використовується для передбачення ймовірності виникнення події на основі функції стандартного нормального розподілу. Модель пробіт регресії, також як і модель логістичної регресії, відносять до моделей бінарного вибору, тому функції і завдання її побудови аналогічні логіт моделі.

У моделі пробіт-регресії розрахункове значення залежної змінної виражається як значення функції розподілу стандартного нормального закону. Пробіт – це значення, для якого обчислюється функція розподілу стандартного нормального закону розподілу. Значення пробіта залежить від лінійних комбінацій значень факторних змінних. Як і для логіт-моделі, залежна змінна в пробіт-моделі є бінарною. Фактори в пробіт моделі можуть бути кількісними змінними або категоріальними, перетвореними в бінарні змінні.

Модель бінарного вибору називається пробіт-регресією (*probit regression*), якщо вона задовольняються такі дві умови:

- 1) залишки моделі бінарного вибору є випадковими нормально розподіленими величинами;
- 2) функція розподілу ймовірностей є нормальною ймовірнісною функцією.

Пробіт-регресія може бути представлена за допомогою виразу:

$$p_i \left(y_i = \frac{1}{x_1 \dots x_n} \right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-s^2/2} ds; \quad (2.2)$$

$$z = \hat{w}_0 + \hat{w}_1 \cdot x_1 + \hat{w}_2 \cdot x_2 + \dots + \hat{w}_n \cdot x_n, \quad (2.3)$$

Де \hat{p} – змодельована ймовірність настання події, що цікавить дослідника;

x_n – n -ий незалежний фактор;

w_n – n -ий коефіцієнт регресії (оцінка фактору);

n – порядковий номер фактору.

Для оцінки параметрів, як і у логіт-моделі, використовується метод максимальної правдоподібності. Значної різниці в результатах розрахунку пробіт- чи логіт-моделі немає. Логістична функція щільності дуже близька до нормального стандартного розподілу, але з більш «товстими хвостами».

Різниця у використанні цих моделей можлива лише у випадку, якщо дані концентруються у «хвостах» розподілів. Але історично в моделюванні соціальних явищ використовується частіше логіт, адже за допомогою нього можна розрахувати більшу кількість показників, наприклад: шанси настання певної події, їх відношення [27].

3. Дискримінантний аналіз

Дискримінантний аналіз є оптимальним методом аналізу бінарного відгуку в разі, коли виконані основні умови його застосування: дані отримані з двох багатовимірних нормальних розподілів з рівними коваріаційними матрицями. Якщо ж хоча б одна з умов не виконується, а це досить часто трапляється в моделюванні реальних економічних систем, якщо деякі незалежні змінні є дискретними, а не неперервними, то даний метод вже не буде оптимальним, більше того, він стане неадекватним досліджуванним даним.

Суть дискримінантного аналізу полягає у розробці й дослідженні статистичних методів розрізнення (дискримінації) об'єктів, ґрунтуючись на

результатах спостережень, та у визначенні, якій з можливих сукупностей належить об'єкт, випадково обраний з однієї з них.

У загальному вигляді задача розпізнання ставиться таким чином. Нехай результатом спостереження над випадковим об'єктом є реалізація p -мірного випадкового вектора $x'=(x, \dots, x_p)$ (штрих означає транспонування) значень p ознак об'єкта. Потрібно встановити правило, згідно з яким за значенням вектора x об'єкт відносять до однієї з можливих сукупностей $p_i, i = 1, \dots, k$. Побудова правила дискримінації полягає в тому, що весь вибірковий простір R значень вектора x розбивається на області $R_i, i = 1, \dots, k$, так, що при попаданні x в R_i об'єкт відносять до сукупності p_i .

Вибір правила дискримінації серед усіх можливих проводиться відповідно до встановленого принципу оптимальності на основі апріорної інформації стосовно сукупностей p_i і ймовірностей q_i вилучення об'єкта з p_i . При цьому враховується розмір збитку від неправильної дискримінації. Апріорна інформація про сукупності p_i може полягати в тому, що відомі функції розподілу вектора ознак об'єкта в кожній з цих сукупностей, але також вона може бути представлена й у вигляді вибірок з кожної з цих сукупностей, при цьому апріорні ймовірності q_i сукупностей можуть бути або відомими, або невідомими. Очевидно, що чим повніше вихідна інформація, тим точніше будуть рекомендації [28].

4. Дерева прийняття рішень

Результуючою змінною моделі є бінарна величина, що приймає значення “так” / “ні” (“так” – у випадку потрапляння відповідної характеристики в межі допустимих значень і “ні” – у протилежному випадку). Метод дерева прийняття рішень також може використовуватись для моделювання задач оцінки ймовірності банкрутства банку, і передбачає графічну побудову різних варіантів дій, які можуть бути здійснені для вирішення відповідної проблемної ситуації.

Для візуалізації процесу прийняття рішень створюються дерева рішень. Дерево рішень – це граф, що складається з правил в ієрархічній послідовній

структурі, де кожному об'єкту відповідає єдиний вузол, у якому приймається рішення.

Дерево рішень будується в такий спосіб. Спочатку береться весь набір даних, що представляється вихідною або кореневою вершиною. Потім визначаються способи (правила) розбивки на гілки всієї множини записів або варіантів, що відповідають кореневому вузлу. Гілки утворюють дерево, повернене кроною вниз. На гілках дерева позначають вузли, що відповідають підмножині записів або варіантів. На кожному вузлі знову визначаються правила розбивки на гілки і так далі доти, поки процес не дійде до кінцевих вузлів, які називаються листами. У зв'язку із цим, дерева рішень часто застосовуються для використання в моделях, у яких приймається послідовність рішень, кожна з яких веде до деякого результату (виходу моделі). Таке подання полегшує опис процесу прийняття рішень.

Правило або способи розбивки множин записів або варіантів називають вирішальним правилом:

$$a_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{якщо умова виконується;} \\ 0, & \text{в іншому випадку,} \end{cases} \quad (2.4)$$

де $a_{ik} = 1$, якщо умова s_i для правила r_k виконується;

$S\{s_i\}, i = \overline{1, l}$ – множина умов, що описують параметри обраної предметної області;

$R = \{r_k\}, k = \overline{1, k}$ – множина вирішальних правил, що описують конкретні дії, що виконуються при заданих значеннях параметрів з множини умов.

Це правило фактично є логічною структурою «якщо ..., то ...», що ділить аналізовану множину на дві групи. У міру спуску по дереву рішень від вершини до листків, створюється усе більше відфільтрованих однорідних множин, що задовольняють певному набору умов, сформульованих у вузлах дерева.

Обчислення в дереві рішень виконуються за схемою зворотного перерахування, починаючи від кінцевих вузлів і закінчуючи початковим вузлом дерева. При цьому для вузлів подій обчислюються очікувані значення від випадкових подій, а для вузлів рішень як значення вибирається максимальне очікуване значення, обчислене для гілок, що виходять із вузла рішень.

Таким чином, за деревом рішень визначається оптимальна стратегія – послідовність рішень, які повинні виконуватися при виникненні тих або інших випадкових подій.

Дерева рішення створюються для ситуацій, які можуть бути цілком повсякденними в господарській діяльності – рішення про придбання чогось або організації певних робіт, прийняття пропозицій з умовами, вибір стратегії розвитку і т. д. В економіці рішення, як правило, приймаються з метою максимізувати грошову вигоду або ж мінімізувати втрати. Особливий інтерес становлять дерева рішень для ситуацій, у яких має місце ризик, що є невід'ємною частиною господарської діяльності.

Використання цього методу передбачає, що вся необхідна інформація про очікувані виграші для кожної альтернативи та імовірності виникнення всіх ситуацій була зібрана заздалегідь [29].

5. Нейронні мережі

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – математичні моделі, а також їхня програмна та апаратна реалізація, побудовані за принципом функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Системи, архітектура і принцип дії базуються на аналогії з мозком живих організмів. Ключовим елементом цих систем виступає штучний нейрон як імітаційна модель нервової клітини мозку – біологічного нейрона. Цей термін виник при вивченні процесів, які відбуваються в мозку, та при спробі змоделювати ці процеси. Першою такою спробою були нейронні мережі Маккалока і Піттса. Як наслідок, після розробки алгоритмів навчання,

отримані моделі стали використовуватися в практичних цілях: в задачах прогнозування, для розпізнавання образів, в задачах керування та інші.

З точки зору машинного навчання, нейронна мережа являє собою окремий випадок методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, методів кластеризації тощо. З математичної точки зору, навчання нейронних мереж – це багатопараметрична задача нелінійної оптимізації. З точки зору кібернетики, нейронна мережа використовується в задачах адаптивного управління і як алгоритми для робототехніки. З точки зору розвитку обчислювальної техніки та програмування, нейронна мережа – спосіб вирішення проблеми ефективного паралелізму. А з точки зору штучного інтелекту, ШНМ є основою філософської течії коннективізму і основним напрямком в структурному підході з вивчення можливості побудови (моделювання) природного інтелекту за допомогою комп'ютерних алгоритмів.

Нейронні мережі не програмуються в звичайному розумінні цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. У процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними даними і вихідними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що у разі успішного навчання мережа зможе повернути вірний результат на підставі даних, які були відсутні в навчальній вибірці, а також неповних та / або «зашумлених», частково перекручених даних.

Після того, як нейронна мережа навчена, можна застосовувати її для вирішення необхідних завдань. Найважливіша особливість людського мозку полягає в тому, що, одного разу навчившись, він може вірно, діяти і в тих ситуаціях, в яких він не бував у процесі навчання. Так само і нейронна мережа, коректно навчена, може з великою ймовірністю правильно реагувати на нові, невідомі їй раніше дані.

Функція активації в нейронній мережі – це функція, що обчислює розраховує значення вихідного шару нейрона Існує багато різних функцій

активації, наприклад: функція одиничного скачку, кусково-лінійна, сигмоїдальна тощо. Їх використовуються в залежності від того, на якому числовому інтервалу має належати прогнозована величина. Для моделювання величини з областю значень $[0;1]$ використовується логістична функція активації. Бінарну прогнозну формулу нейронної мережі та формулу n -го нейрона наведено у формулах (2.5) та (2.6), відповідно [30].

$$\text{logit}(\hat{p}) = \log\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right) = \hat{w}_{00} + \hat{w}_{01} \cdot H_1 + \hat{w}_{02} \cdot H_2 + \dots + \hat{w}_{0n} \cdot H_n; \quad (2.5)$$

$$H_n = \log(\hat{w}_{n0} + \hat{w}_{n1} \cdot x_1 + \hat{w}_{n2} \cdot x_2 + \dots + \hat{w}_{nk} \cdot x_k), \quad (2.6)$$

де \hat{p} – змодельована ймовірність настання події, що цікавить дослідника;

w_n – n -та вагова оцінка;

H_n – n -ий прихований елемент;

n – порядковий номер елементу;

x_k – k -ий незалежний фактор;

k – порядковий номер фактору.

Отже, існує велике різноманіття методів економіко-математичного моделювання, які можна використовувати для вирішення проблем у сфері оцінки ймовірності банкрутства. На нашу думку, для дослідження конкретного процесу – оцінки ймовірності банкрутства банку, найбільш доцільно використовувати логістичну регресію, дерево прийняття рішень, нейронну мережу, зважаючи на специфіку методів та задачі, яка стоїть перед дослідником. Основні переваги та недоліки обраних моделей представлені в таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Основні переваги та недоліки обраних моделей оцінки ймовірності банкрутства банку

Назва моделі	Переваги моделі	Недоліки моделі
Логіт-регресія	Дозволяє описувати нелінійні залежності між змінними; виправляє недоліки лінійної регресії по відношенню до значення ймовірності; використання класифікації об'єктів; проста в побудові та реалізації	Ефективність оцінок тільки при кількості спостережень понад 500, чутливість до мультиколінеарності [30].
Дерева прийняття рішень	Високий ступінь наочності; легкість в інтерпретації отриманих результатів; висока точність прогнозу; можливість використання категоріальних змінних	Нестабільність процесу (невеликі зміни в наборі даних можуть призвести до побудови зовсім іншого дерева); складність контролю за розмірами дерева; складність визначення кількості оптимальних рішень; може бути багато варіантів розгалуження вході [29].
Нейронна мережа	Можливість вирішення нелінійних задач – слабко формалізованих або неформалізованих; стандартний алгоритм; простота побудови із використанням програмного забезпечення. Висока точність прогнозу.	Складні для інтерпретації та розуміння; наявність неточних даних з випадковою складовою; обмеженість використання [30].

3 ЕКОНОМІКО-МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ОЦІНКИ ЙМОВІРНОСТІ БАНКРУТСТВА БАНКУ

3.1 Розробка математичної моделі оцінки ймовірності банкрутства банку

Інструментом побудови економіко-математичної моделі оцінки ймовірності банкрутства банку було обрано програмний пакет для статистичного аналізу SAS Enterprise Miner. Дане програмне забезпечення (ПЗ) дозволяє в цілому оптимізувати процес інтелектуального аналізу даних: починаючи від організації доступу до даних, і, закінчуючи оцінкою готової моделі, воно також підтримує виконання усіх необхідних процедур у рамках єдиного інтегрованого рішення з гнучкими можливостями.

Пакет SAS Enterprise Miner є однією з найбільш потужних і повнофункціональних із усіх наявних на ринку рішень для інтелектуального аналізу даних. Він надає засоби створення та аналізу моделей, які не мають аналогів, а також широкі можливості інтеграції. Пакет розроблено як розподілений клієнт-серверний додаток, що особливо зручно для аналізу даних у великих масштабах.

Дане ПЗ було обрано для практичної реалізації моделі через такі основні переваги SAS Enterprise Miner:

- широкий набір інструментальних засобів, що підтримують процеси інтелектуального аналізу даних. SAS пропонує гнучке інтегроване рішення, що забезпечує підтримку всіх кроків, необхідних для вирішення тієї чи іншої бізнес-задачі. Процес переходу від необроблених вхідних даних до точних аналітичних моделей стає гладким й ефективним. Пакет надає інтегроване середовище для колективної роботи, забезпечуючи ефективне співробітництво підрозділів статистичного моделювання, менеджерів і ІТ-фахівців;

– зрозумілий графічний інтерфейс користувача (*Graphical user interface, GUI*), який допомагає бізнес-аналітикам і фахівцям зі статистики створювати більшу кількість моделей у більш стислі терміни. Середовище для формування діаграм процесів обробки даних пакета SAS Enterprise Miner усуває необхідність ручного кодування і значно скорочує час розробки моделей. Крім того, діаграми виступають як самоописуючі шаблони, які можна легко змінювати або застосовувати для вирішення нових проблем, не повторюючи аналіз з самого початку. Існує можливість обміну діаграмами між аналітиками в масштабах підприємства;

– спрощення виявлення надійної бізнес-інформації. Пакет SAS Enterprise Miner оснащений рядом вбудованих функцій контролю, що працюють в рамках єдиної оболонки і забезпечують порівняння результатів різних методів моделювання як з точки зору статистики, так і з точки зору бізнесу [31].

Таким чином, вибір ПЗ для побудови моделей цілком обґрунтований.

Вхідні дані, які використовувались для побудови логістичної моделі, дерева рішень, нейромережі наведено у таблиці 3.1.

Вибірка даних складається з 216 записів, 14 вхідних параметрів та 1 результуючої ознаки.

Таблиця 3.1 – Вхідні дані для побудови моделі оцінки ймовірності банкрутства банку

Змінна	Економічний зміст	Шкала вимірювання	Допустимі значення
1	2	3	4
X_1	Грошові кошти та їх еквіваленти ($F1$)	Інтервальна	вхідна
X_2	Загальний обсяг активів ($F2$)	Інтервальна	вхідна
X_3	Кошти банків ($F3$)	Інтервальна	вхідна
X_4	Загальний обсяг зобов'язань ($F4$)	Інтервальна	вхідна
X_5	Субординований борг ($F5$)	Інтервальна	вхідна
X_6	Обсяг статутного капітала ($F6$)	Інтервальна	вхідна
X_7	Обсяг власного капіталу ($F7$)	Інтервальна	вхідна

Продовження до таблиці 3.1

Змінна	Економічний зміст	Шкала вимірювання	Допустимі значення
X_8	Обсяг сукупного доходу (F_8)	Інтервальна	вхідна
X_9	Операційний дохід (F_9)	Інтервальна	вхідна
X_{10}	Прибуток (Збиток) (F_{10})	Інтервальна	вхідна
Y	Банкрут (Не банкрут) (F_{11})	Бінарна	цільова
X_{11}	Кредити юридичних осіб (F_{12})	Інтервальна	вхідна
X_{12}	Кредити фізичних осіб (F_{13})	Інтервальна	вхідна
X_{13}	Депозити юридичних осіб (F_{14})	Інтервальна	вхідна
X_{14}	Депозити фізичних осіб (F_{15})	Інтервальна	вхідна

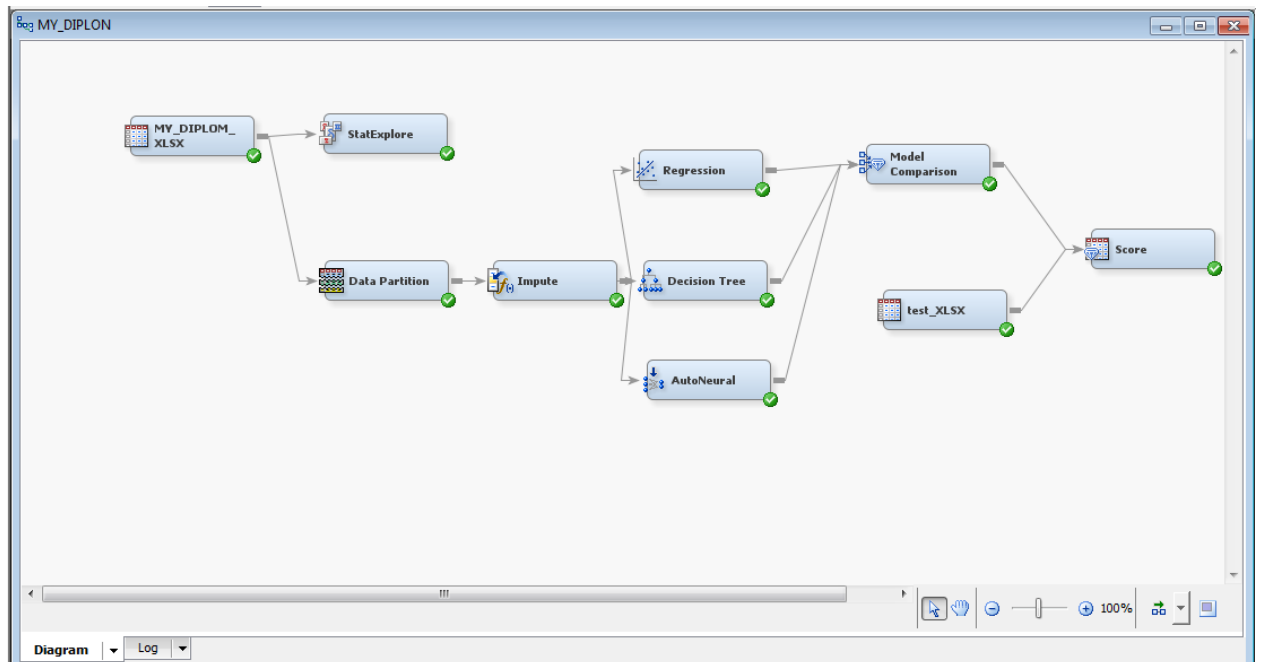


Рисунок 3.1 – Діаграма процесу побудови моделей
в пакеті SAS Enterprise Miner

На рис. 3.1 наведено діаграму процесу в пакеті SAS Enterprise Miner. Першим блоком діаграми виступає уся сукупність вхідних даних MY_Diplom (табл. 3.1).

У другому блоці діаграми процесу використовується інструмент Розподіл даних (блок *Data Partition*), за допомогою якого уся вхідна сукупність даних (100% – 216 банків) випадковим чином ділиться на 2 частини зі збереженням пропорції розподілу позитивного (настання банкрутства

банку) і негативного (не настання банкрутства банку) відгуків цільової змінної:

1) 80% (172) – тренувальні дані, на яких модель будується (*Training data*);

2) 20% (44) – валідаційні дані, на яких відбувається перевірка якості можливих варіантів специфікації моделі і обирається кращий з них (*Validation data*).

Причому, можна дослідити яким саме чином дані були «розбиті» на такі частини (табл. 3.2).

З таблиці 3.2 видно, що дані поділилися на частини рівні у відсотковому співвідношенні. Таким чином, моделі будуватимуться й перевірятимуться на рівноцінних сукупностях даних.

Таблиця 3.2 – Розбиття вхідної сукупності даних за допомогою інструмента *Data Partition* в пакеті SAS Enterprise Miner

Данні	Кількість заявок з позитивним відгуком		Кількість заявок з негативним відгуком	
	штук	%	штук	%
Первинні (<i>Data</i>)	72	33,3	144	66,7
Тренувальні (<i>Training data</i>)	58	33,7	114	66,3
Валідаційні (<i>Validation data</i>)	14	31,8	30	68,2

Третій етап – використання інструменту *Impute* (рисунок 3.2) для заповнення пустих значень, які виявились при детальному аналізі даних у розділі 2. Пропущені дані будуть заповнюватись таким чином, що для інтервальних вхідних змінних (*Interval Variables*) замінювати всі пропущені значення середнім по всім наявним значенням (*Mean*). Для категоріальних вхідних змінних (*Class Variables*) замінювати всі пропущені значення категорією, що зустрічається найчастіше (*Count*). Кожна вхідна змінна з пропущеними значеннями створює нову вхідну змінну. Нова вхідна змінна під назвою *IMP_вихідна_назва_вхідної_змінної* міститиме синтетичні значення, які

замінять пропущені, і наявні значення, скопійовані з вихідної вхідної змінної. До того ж, нові вхідні змінні під назвою *M_вихідна_назва_вхідної_змінної*, що вказують синтетичні значення даних, будуть додані до навчальних даних.

Imputation Summary
Number Of Observations

Variable Name	Impute Method	Imputed Variable	Impute Value	Role	Measurement Level	Label	Number of Missing for TRAIN
F12	MEAN	IMP_F12	961182.14	INPUT	INTERVAL	Кредити юридичних осіб	3
F13	MEAN	IMP_F13	110510.41	INPUT	INTERVAL	Кредити фізичних осіб	3
F14	MEAN	IMP_F14	368328.12	INPUT	INTERVAL	Депозити юридичних осіб	3
F15	MEAN	IMP_F15	588212.41	INPUT	INTERVAL	Депозити фізичних осіб	3

Рисунок 3.2 – Результат використання інструменту *Impute* в пакеті SAS Enterprise Miner

Четвертий етап роботи – побудова і оптимізація логіт-моделі (блок *Regression*), дерева рішень (блок *Decision Tree*) та нейромережі (блок *Auto Neural*).

На передостанньому етапі дослідження за допомогою інструмента Порівняння моделей (блок *Model Comparison*) здійснюється порівняльний аналіз побудованих моделей та вибір кращої з них.

Останній етап виконання проекту передбачає використання інструменту внутрішнього скорингу *Score*. Цей інструмент приєднує прогнози кращої моделі, за результатами попереднього блоку *Model Comparison*, до набору скорингових даних.

3.1.1 Побудова моделі логістичної регресії

Для оптимізації моделі було обрано метод покрокового виключення незначущих факторів (*Stepwise*), значущість останніх визначалась за статистичним критерієм ксі-квадрата Вальда (*Wald Chi-Square*). Покрокова процедура починається з Кроку 0, моделі регресії з єдиним параметром-константою. Значення параметра-константи вибирається так, що модель

прогнозує загальне середнє значення цільової змінної для кожного спостереження. Оцінка параметра і вимірювання цільової змінної навчальних даних об'єднуються в одній цільовій функції. Цільова функція визначається формою моделі і розподілом помилок цільової змінної. Значення цільової функції для моделі з параметром-константою порівнюється зі значеннями, отриманими на наступних кроках для більш складних моделей. Суттєве зменшення цільової функції для більш складної моделі – вказує на значно кращу модель.

На рис. 3.3-3.4 відображено графік зміни відповідно коефіцієнта помилкової класифікації (*Misclassification Rate*) та середньоквадратичної похибки (*Average Squared Error*) для навчального та валідаційного набору даних (відповідно синя та червона лінії) в залежності від кроку відбору значущих факторів.

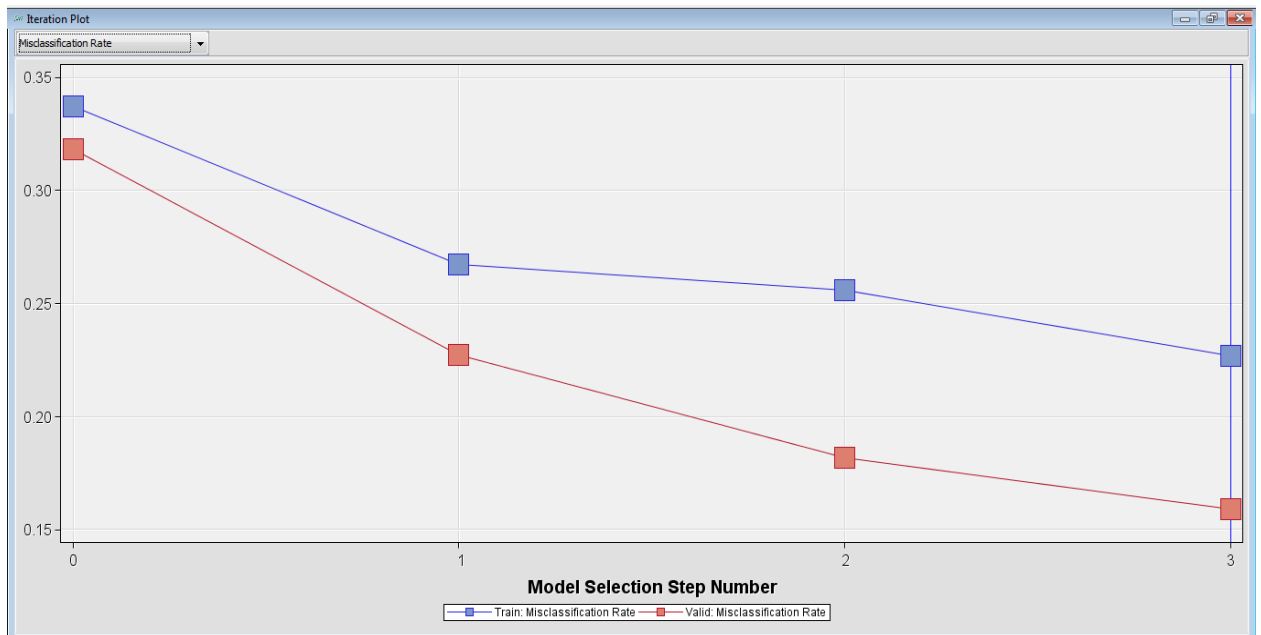


Рисунок 3.3 – Оптимізація логіт моделі за допомогою коефіцієнта помилкової класифікації в пакеті SAS Enterprise Miner

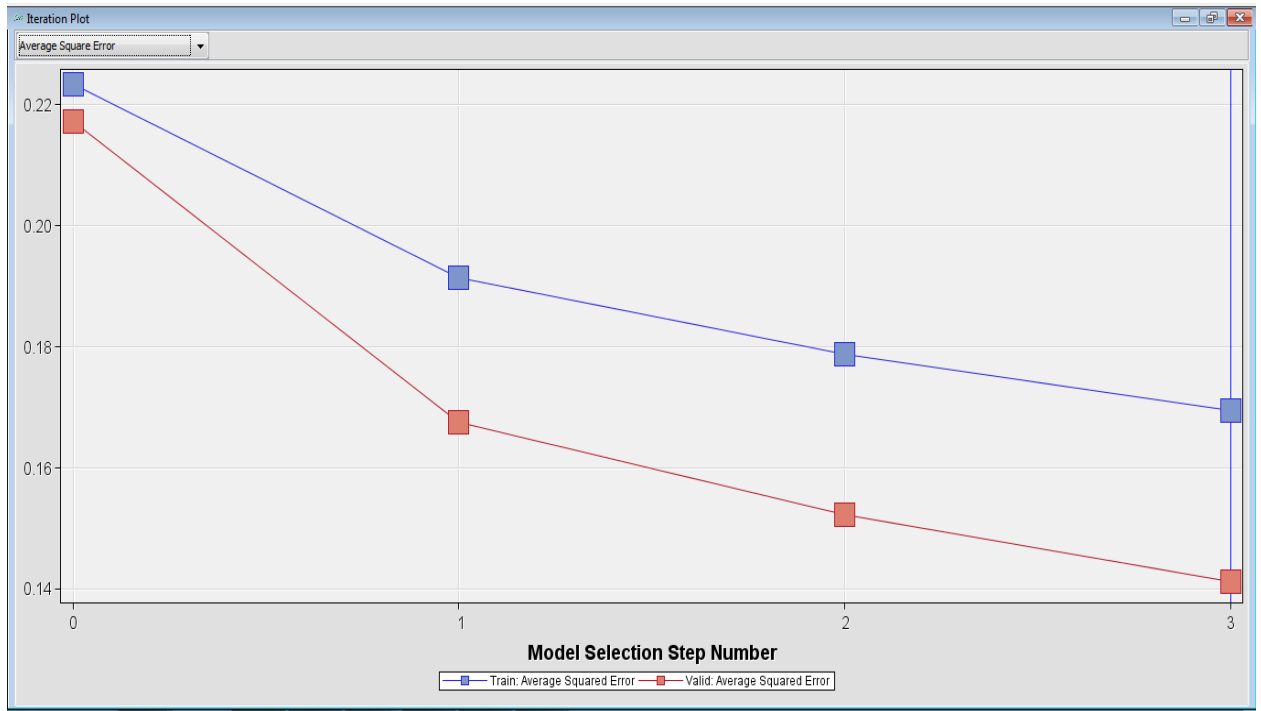


Рисунок 3.4 – Оптимізація логіт моделі за допомогою середньоквадратичної похибки *Average Squared Error (ASE)* в пакеті SAS Enterprise Miner

Як видно, для тренувального і валідаційного наборів починаючи з 1-го кроку відбору спостерігається зниження показників. Мінімальне значення коефіцієнтів досягається на 3-му кроці (це відображено на рис. 3.3-3.4 вертикальними синіми лініями). Отже подальші кроки відбору значущих факторів є недоцільним.

На рис. 3.5 відображено розраховані значення критерію ксі-квадрата Вальда для обраних факторів (стовпчик Wald Chi-Square). Останній стовпчик таблиці демонструє, наскільки обраний фактор є значущим, а саме: чим менше значення в останньому стовпчику – тим фактор більш значущий у моделі. Змінні з розрахованим значенням <0.001 мають високу статистичну значущість (в даному випадку це фактори «Прибуток (Збиток) (*F10*)», «Обсяг сукупного доходу (*F8*)», «Загальний обсяг зобов'язань (*F4*)»).

Type 3 Analysis of Effects			
Effect	DF	Wald	
		Chi-Square	Pr > ChiSq
F10	1	11.7810	0.0006
F4	1	10.8340	0.0010
F8	1	12.0263	0.0005

Рисунок 3.5 – Розрахунок критерію ксі-квадрата Вальда в пакеті SAS Enterprise Miner

Таким чином, у результаті покрокового відбору було обрано 3 значущих фактори:

- 1) прибуток (Збиток) ($F10$) (X_1);
- 2) обсяг сукупного доходу ($F8$) (X_2);
- 3) загальний обсяг зобов'язань ($F4$) (X_3);

Отже, шукана ймовірність того, чи настане банкрутство банку (загальна формула 2.1) розраховується за формулою (3.1). Повний список оцінок факторів наведено у додатку А.1.

$$\text{logit}(\hat{p}) = -0,5303 + 0,00018X_1 - 0,00019X_2 - 0,0000005X_3 \quad (3.1)$$

Дослідити, яким саме чином відібрані фактори впливають на результуючу змінну, можна за допомогою таблиці оцінки відношення шансів (*Odds Ratio Estimates*) (рис. 3.6).

Таким чином, на ймовірність настання банкрутства впливає збільшення обсягу збитку банку та зменшення обсягу сукупного доходу.

Odds Ratio Estimates		
Effect	FI1	Point Estimate
F10	1	1.000
F4	1	1.000
F8	1	1.000

Рисунок 3.5 – Оцінки відношення шансів логіт моделі в пакеті SAS Enterprise Miner

Отже, згідно з результатами побудованої логіт-моделі, на ймовірність настання банкрутства найбільший вплив мають показники Прибуток (Збиток) (*F10*), Обсяг сукупного доходу (*F8*) та Загальний обсяг зобов'язань (*F4*).

3.1.2 Побудова моделі на основі дерева прийняття рішень

Побудова дерева рішень відбувалась в автоматичному режимі. У результаті чого було згенеровано 8-ми рівневе дерево класифікації (рис. 3.6). На рис. 3.7 відображено Subtree Assesment Plot – графік зміни коефіцієнта помилкової класифікації (Misclassification Rate) для навчального та валідаційного набору даних (відповідно синя та червона лінії) в залежності від кількості рівнів розгалуження дерева.

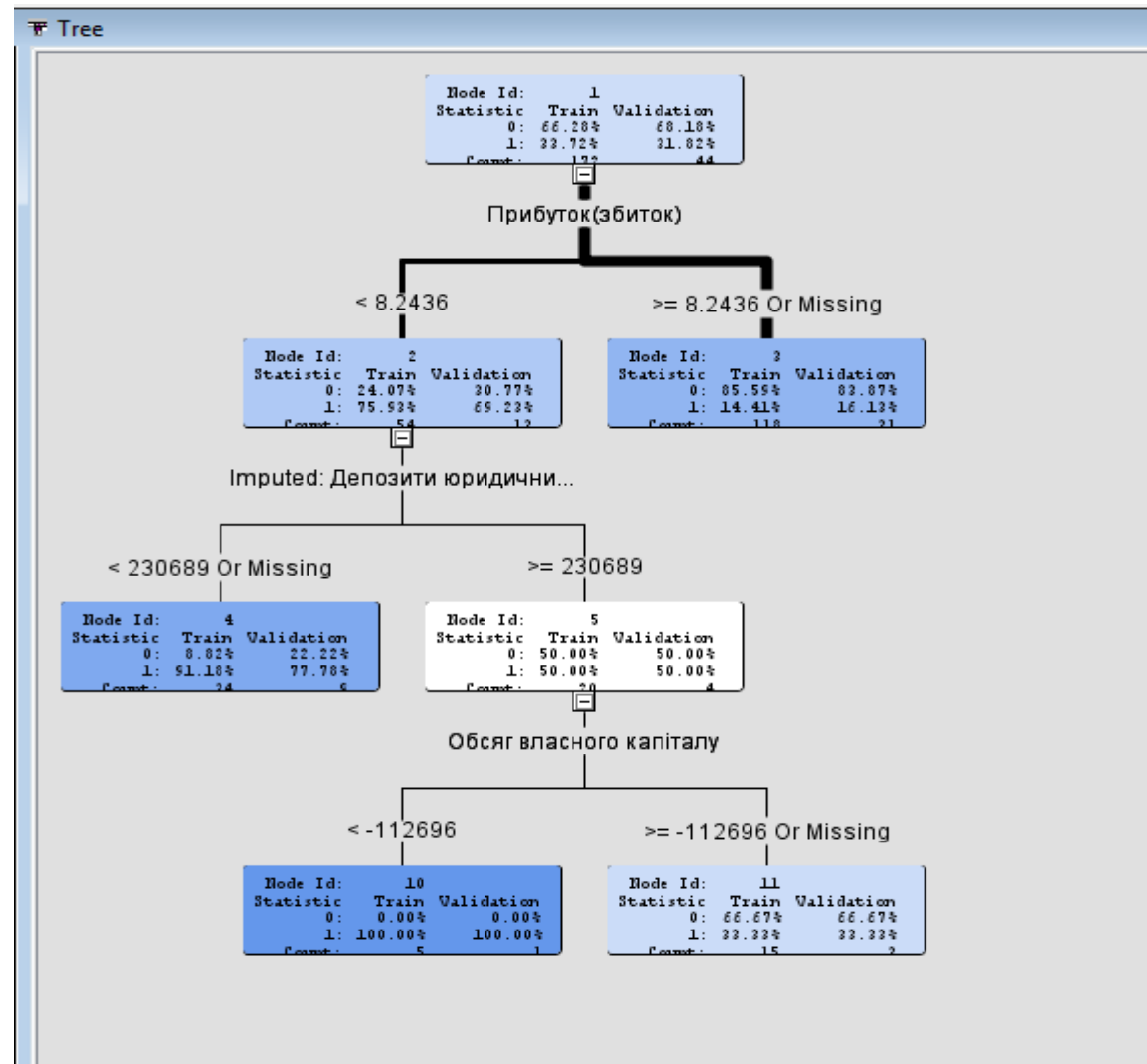


Рисунок 3.6 –Дерево рішень в пакеті SAS Enterprise Miner

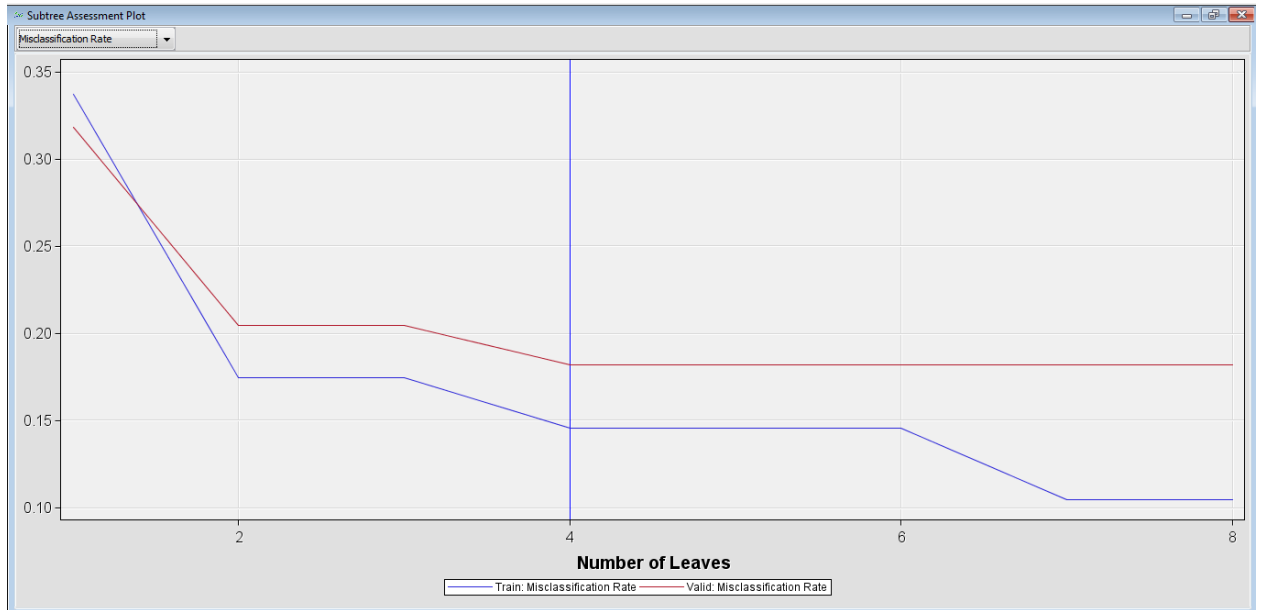


Рисунок 3.7 – Графік зміни коефіцієнта помилкової класифікації (Misclassification Rate) дерева рішень в залежності від кількості гілок розгалуження в пакеті SAS Enterprise Miner

Більш зручно дослідити коефіцієнт помилкової класифікації можна у табличному вигляді за допомогою таблиці Subtree Assesment Table у інтерактивному режимі побудови дерева рішень (рис. 3.8).

Як видно з рис. 3.7, для тренувального і валідаційного наборів даних графік має спадну тенденцію. Це говорить про те, що зі збільшенням кількості гілок дерева цей показник зменшується, тобто, дерево точніше класифікує дані. На 4-му кроці (рис. 3.7) значення цього показника починає знижуватись не так стрімко, а отже подальше нарощування кількості гілок не є доцільним.

Train: Subtree Assessment	Valid: Subtree Assessment	Train: Sum of Frequencies	Train: Sum of Case Weights Times Freq	Number of Leaves
0.3372	0.3182	172	344	1
0.1744	0.2045	172	344	2
0.1744	0.2045	172	344	3
0.1453	0.1818	172	344	4
0.1453	0.1818	172	344	5
0.1453	0.1818	172	344	6
0.1047	0.1818	172	344	7
0.1047	0.1818	172	344	8

Рисунок 3.8 – Табличні значення зміни коефіцієнта помилкової класифікації (Misclassification Rate) дерева рішень в залежності від кількості гілок розгалуження в пакеті SAS Enterprise Miner

Правила класифікації дерева рішень (рис. 3.6) за цією моделлю відображені у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Правила класифікації дерева рішень

Правило класифікації	Навчальна вибірка	Валідаційна вибірка
1	2	3
Прибуток (збиток):		
– більше або дорівнює 8,2436	85,6% - виявились не схильними до банкрутства, 14,4% – схильними.	83,9% - виявились не схильними до банкрутства, 16,1% – схильними.
– менше 8,2436	24,1% - виявились не схильними до банкрутства, 75,9% – схильними.	31% - виявились не схильними до банкрутства, 69% – схильними.
Депозити юридичних осіб:		
– більше або дорівнює 230689	50% - виявились не схильними до банкрутства, 50% – схильними.	50% – банків виявились не схильними до банкрутства, 50% – схильними.
– менше 230689	8,9% - виявились не схильними до банкрутства, 91,1% – схильними.	22,2% - виявились не схильними до банкрутства, 77,8% – схильними.
Обсяг власного капіталу:		
– більше або дорівнює - 112696	66,6% - виявились не схильними до банкрутства, 33,4% – схильними.	66,6% – банків виявились не схильними до банкрутства, 33,3% – схильними.

Продовження до таблиці 3.3

1	2	3
Обсяг власного капіталу:		
– менше -112696	0% - виявились не схильними до банкрутства, 100% – схильними.	0% - виявились не схильними до банкрутства, 100% – схильними.

Таким чином, згідно з результатами, одержаними на основі дерева рішень, найімовірніше банкрутом стане банк прибуток якого знаходиться на рівні менше 8,2436 тис. грн, при цьому депозити юридичним особам складають менше 230689 тис. грн та обсяг власного капіталу знаходиться на рівні менше -112696 тис. грн.

Отже, згідно з результатами моделі дерева прийняття рішень найбільш імовірно на банкрутство банку вплине зменшення обсягу власного капіталу.

3.1.3 Побудова моделі на основі нейронної мережі

Інструмент AutoNeural може використовуватися для автоматичного налаштування нейронної мережі, дозволяє автоматично складати, навчати і перевіряти багатошарові нейронні мережі з прямим зв'язком. Він проводить обмежений пошук кращої конфігурації мережі. У загальному випадку, кожен вхідний елемент повністю пов'язаний з першим прихованим шаром, кожен прихований шар повністю пов'язаний з наступним прихованим шаром, а останній прихований шар повністю пов'язаний з вихідними даними.

Нейронна мережа будувалась в автоматичному режимі, активаційною функцією було обрано логістичну (для того, щоб змодельована величина знаходилась у проміжку $[0;1]$), а типом архітектури – блочну (щоб шари нейронів будувались блоками, і їх було явно видно).

Оптимізація мережі відбувалося шляхом мінімізації коефіцієнта помилкової класифікації, на рис. 3.9 відображено графік його зміни в залежності від кількості нейронів.

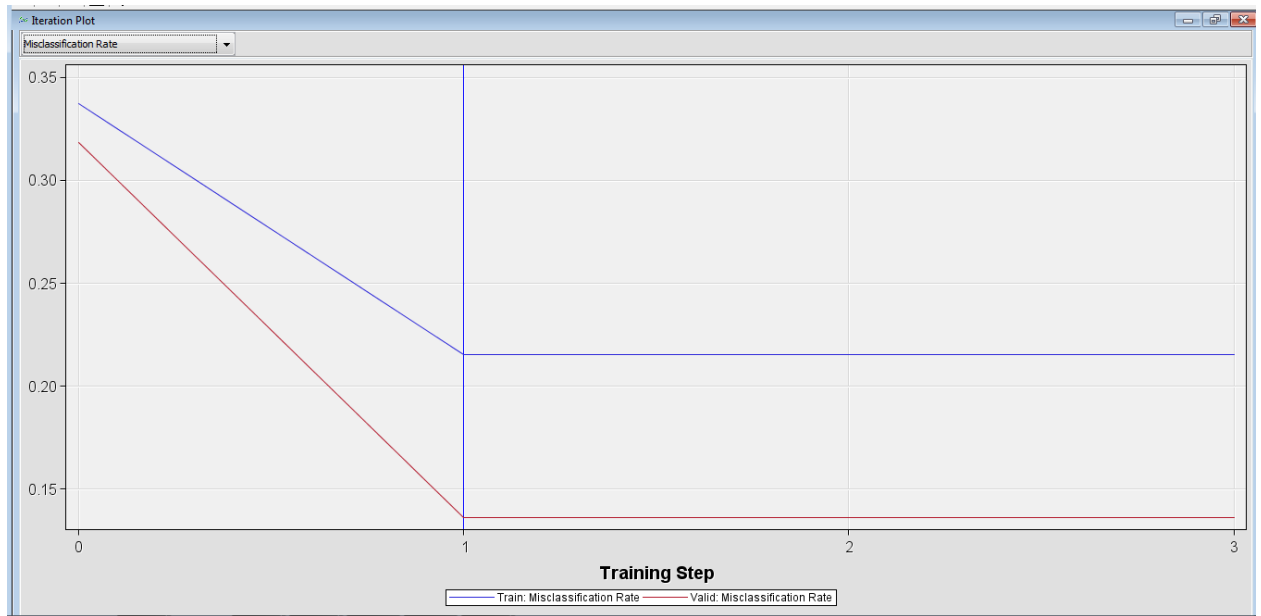


Рисунок 3.9 – Оптимізація нейронної мережі за допомогою коефіцієнта помилкової класифікації в пакеті SAS Enterprise Miner

Як видно, для тренувального і валідаційного наборів даних графік коефіцієнта помилкової класифікації стрімко спадає на проміжку (0;1). Далі значення коефіцієнту для обох наборів даних знаходиться на одному рівні, а отже побудова мережі з більшою кількістю шарів є недоцільною.

У результаті було згенеровано нейронну мережу, яка складається з одного прихованого шару з двома нейронами. Схематично її представлено на рис. 3.10, причому вхідним шаром виступає уся сукупність вхідних даних (табл. 3.1), а вихідним – значення ймовірності настання банкрутства банку.

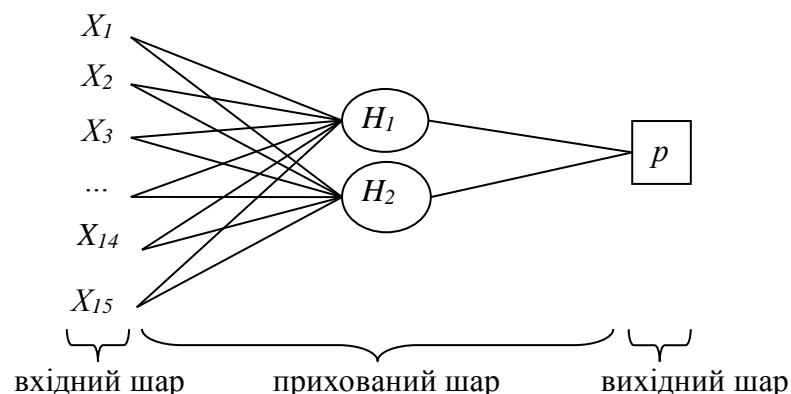


Рисунок 3.10 – Схематичне представлення нейронної мережі

Вигляд архітектури мережі в пакеті SAS Enterprise Miner наведено на рисунку 3.11.

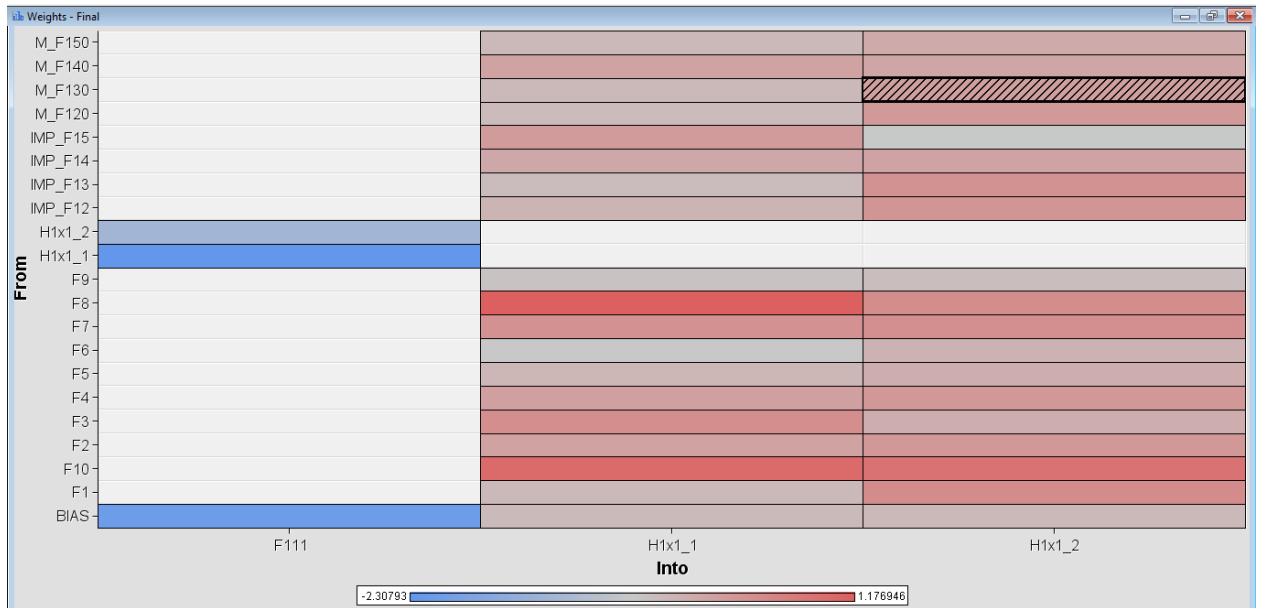


Рисунок 3.11 – Архітектура нейронної мережі в пакеті SAS Enterprise Miner

Вагові оцінки для загальних формул (2.10-2.11) наведено на рисунку 3.12 – 3.13.

Label	From	Into	Weight
F1 → H1x1_1	F1	H1x1_1	-0.29222
F10 → H1x1_1	F10	H1x1_1	1.009296
F2 → H1x1_1	F2	H1x1_1	0.07524
F3 → H1x1_1	F3	H1x1_1	0.405021
F4 → H1x1_1	F4	H1x1_1	0.118596
F5 → H1x1_1	F5	H1x1_1	-0.26195
F6 → H1x1_1	F6	H1x1_1	-0.55788
F7 → H1x1_1	F7	H1x1_1	0.358386
F8 → H1x1_1	F8	H1x1_1	1.176946
F9 → H1x1_1	F9	H1x1_1	-0.46501
IMP_F12 → H1x1_1	IMP_F12	H1x1_1	-0.22623
IMP_F13 → H1x1_1	IMP_F13	H1x1_1	-0.36163
IMP_F14 → H1x1_1	IMP_F14	H1x1_1	-0.03231
IMP_F15 → H1x1_1	IMP_F15	H1x1_1	0.186633
F1 → H1x1_2	F1	H1x1_2	0.44861
F10 → H1x1_2	F10	H1x1_2	0.859815
F2 → H1x1_2	F2	H1x1_2	0.262311
F3 → H1x1_2	F3	H1x1_2	-0.11988
F4 → H1x1_2	F4	H1x1_2	0.251286
F5 → H1x1_2	F5	H1x1_2	-0.11068
F6 → H1x1_2	F6	H1x1_2	-0.19615
F7 → H1x1_2	F7	H1x1_2	0.386134
F8 → H1x1_2	F8	H1x1_2	0.425919
F9 → H1x1_2	F9	H1x1_2	-0.38768
IMP_F12 → H1x1_2	IMP_F12	H1x1_2	0.287445
IMP_F13 → H1x1_2	IMP_F13	H1x1_2	0.331779
IMP_F14 → H1x1_2	IMP_F14	H1x1_2	0.053386
IMP_F15 → H1x1_2	IMP_F15	H1x1_2	-0.57513
M_F120 → H1x1_1	M_F120	H1x1_1	-0.35221
M_F130 → H1x1_1	M_F130	H1x1_1	-0.28982
M_F140 → H1x1_1	M_F140	H1x1_1	0.058851
M_F150 → H1x1_1	M_F150	H1x1_1	-0.29047
M_F120 → H1x1_2	M_F120	H1x1_2	0.230284
M_F130 → H1x1_2	M_F130	H1x1_2	0.102834
M_F140 → H1x1_2	M_F140	H1x1_2	0.003975
M_F150 → H1x1_2	M_F150	H1x1_2	-0.07122

Рисунок 3.12 – Вагові коефіцієнти нейронної мережі в пакеті SAS Enterprise Miner (1)

H1x1_1 → F111	H1x1_1	F111	-2.30793
H1x1_2 → F111	H1x1_2	F111	-1.22805
BIAS → F111	BIAS	F111	-2.14753

Рисунок 3.13 – Вагові коефіцієнти нейронної мережі в пакеті SAS Enterprise Miner (2)

Математична інтерпретація вихідного шару, а також 1-го та 2-го прихованих шарів нейрону наведено у формулах (3.2-3.4) відповідно за допомогою підстановки значення коефіцієнтів змінних у формули (2.10-2.11):

$$\text{logit}(\hat{p}) = \log\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right) = 1,16 + 7,90 \cdot H_1 - 4,79 \cdot H_2, \quad (3.2)$$

$$H_1 = \log(-0,86 - 0,35 \cdot x_1 + 0,29 \cdot x_2 + \dots + 0,52 \cdot x_{15}), \quad (3.3)$$

$$H_2 = \log(-0,06 + 1,52 \cdot x_1 - 0,14 \cdot x_2 + \dots + 0,02 \cdot x_{15}). \quad (3.4)$$

Таким чином, згідно з результатами, одержаними на основі нейронної мережі, на ймовірність банкрутства впливають всі 14 вхідних факторів – це грошові кошти та їх еквіваленти, кошти банків, загальний обсяг активів, загальний обсяг зобов'язань, субординований борг, обсяг статутного капіталу, обсяг власного капіталу, обсяг сукупного доходу, операційний дохід, прибуток (збиток) банку, кредити юридичних осіб, кредити фізичних осіб, депозити юридичних осіб, депозити фізичних осіб.

3.2 Аналіз якості та адекватності побудованих моделей

Аналіз якості моделі, яка прогнозує ймовірність настання певної події, визначається, в першу чергу, за тим, наскільки добре вона передбачила результат. Такі характеристики визначаються кількісно, у відсотковому відношенні, а також за коефіцієнтом помилкової класифікації *Misclassification Rate, MISC*:

$$MISC = \frac{\text{Кількість неправильно класифікованих випадків}}{\text{Усі випадки}}. \quad (3.5)$$

Показниками точності моделі є середньоквадратичні похибки *Average Squared Error, ASE* та *Mean Squared Error, MSE*, які розраховуються за формулами (3.6-3.7) відповідно.

$$ASE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}, \quad (3.6)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-p}, \quad (3.7)$$

де \hat{y}_i – змодельоване значення (прогнозована ймовірність настання події, що цікавить дослідника);

y_i – фактичне значення показника;

i – порядковий номер показника;

n – кількість випадків;

p – кількість оцінюваних вагів включаючи вільний член.

Більш правильним є дослідження результатів класифікації саме для валідаційних даних, адже на тренувальних модель будується, тому якісний результат заздалегідь є очевидним, а на валідаційних даних перевіряються прогностичні властивості побудованої моделі.

3.2.1 Аналіз моделі логістичної регресії

Таблиця 3.4 демонструє характеристики класифікації за допомогою логіт-моделі на навчальній вибірці. Логіт-модель на навчальній вибірці вірно класифікувала 97,4% банків, що не збанкрутували, і 37,9% – що збанкрутували. У цей же час майже 62% банків, що збанкрутували, модель

класифікувала як ті, що не збанкрутували, також майже 3% банків, що не збанкрутували, модель класифікувала як таких, що збанкрутували.

Таблиця 3.4 – Характеристика класифікаційних властивостей логістичної моделі на навчальній вибірці

Цільова змінна	Результат	Цільова змінна, %	Результат, %	Частота випадків	Загальна класифікація, %
0	0	75,51	97,37	111	64,53
1	0	24,5	62,06	36	20,93
0	1	12,00	2,63	3	1,74
1	1	88,00	37,93	22	12,79

Щодо абсолютних величин, то модель правильно класифікувала негативний результат (не настання банкрутства) у 111 випадках, а позитивний – у 22. Неправильно класифіковано негативний результат у 36 випадках, а позитивний – у 3. У цілому можна сказати, що частка правильної класифікації склала майже 77,32% (64,53% + 12,79%).

Таблиця 3.5 демонструє характеристики класифікації логіт-моделі на валідаційних даних. Остання вірно класифікувала 100% банків, що не збанкрутували, і 50% – що збанкрутували. У цей же час майже 50% банків, що збанкрутували, модель класифікувала як ті, що не збанкрутували.

Щодо абсолютних величин, то модель правильно класифікувала негативний результат (не настання банкрутства) у 30 випадках, а позитивний – у 7. Неправильно класифіковано негативний результат у 7 випадках. У цілому можна сказати, що частка правильної класифікації склала майже 84,08% (68,18% + 15,90%).

Таблиця 3.5 – Характеристика класифікаційних властивостей логістичної моделі на валідаційних даних

Цільова змінна	Результат	Цільова змінна, %	Результат, %	Частота випадків	Загальна класифікація, %
0	0	81,08	100	30	68,18
1	0	18,92	50	7	15,9
1	1	100	50	7	15,9

Більш наочно якість класифікації логіт моделі можна побачити на гістограмі накопичення (рис. 3.14). Синім кольором відображена частка правильної класифікації, а червоним – неправильної. Гістограма зліва відображає класифікаційні властивості навчальної вибірки, а справа – валідаційної, відповідно. Перший стовпчик гістограми – банк, що не збанкрутував, а другий – що збанкрутував. Таким чином, досить очевидним є добрі результати класифікації випадків побудованою логістичною моделлю. Особливо якісно остання класифікує банки, що не збанкрутували.

У таблиці 3.6 наведено основні коефіцієнти, що характеризують якість моделі. Таким чином, побудована логіт-модель характеризується низькими значеннями середньої квадратичної похибки MSE (0,1735; 0,1411 – для навчальної й валідаційної вибірок відповідно) та ASE (0,1694; 0,1411). Коефіцієнт неправильної класифікації даних моделі також набуває невисоких значень, а саме: 0,2267; 0,159, відповідно.

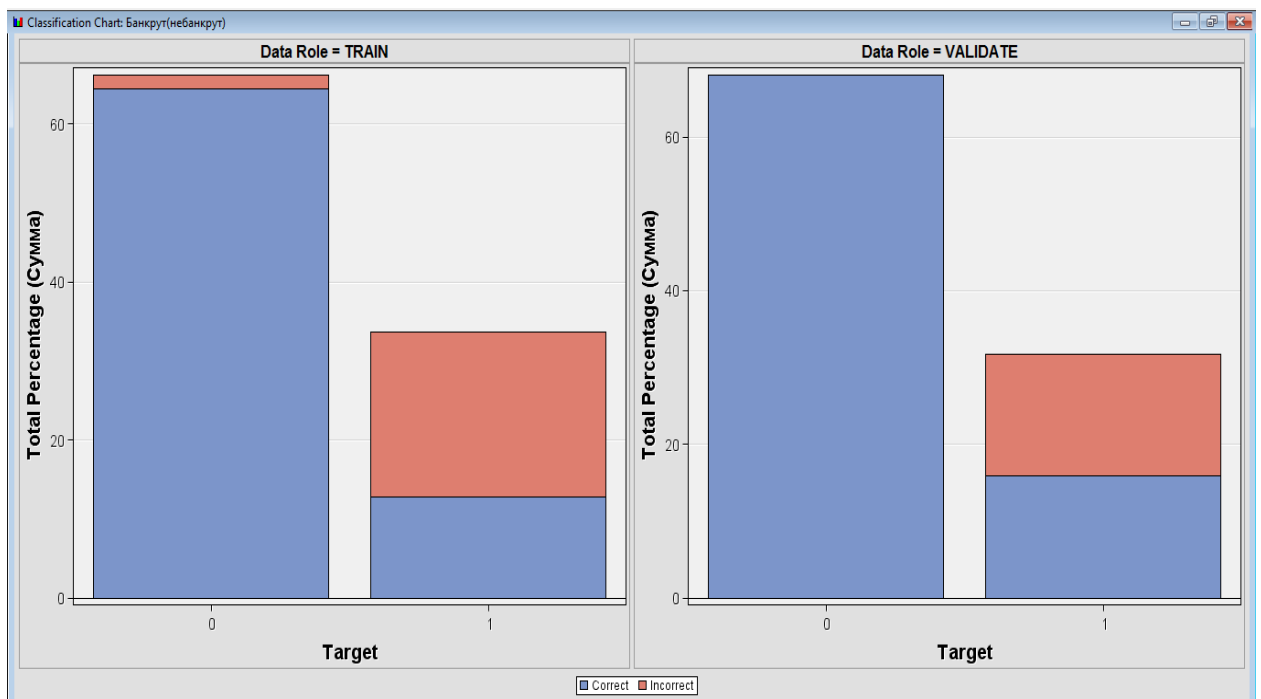


Рисунок 3.14 – Класифікаційні гістограми з накопиченням моделі логістичної регресії у пакеті SAS Enterprise Miner

Таблиця 3.6 – Коефіцієнти якості логіт-моделі

Коефіцієнт	Вибірка	
	Навчальна	Валідаційна
Частка неправильної класифікації (<i>Misclassification Rate, MISC</i>)	0,2267	0.1590
Середньоквадратична похибка (<i>Mean Square Error, MSE</i>)	0.1735	0.1411
Середньоквадратична похибка (<i>Average Squared Error, ASE</i>)	0.1694	0.1411

Таким чином, можна зробити висновок, що побудована логіт-модель є якісною й адекватною, що підтверджується чисельними характеристиками результатів моделювання.

3.2.2 Аналіз моделі на основі дерева прийняття рішень

Зважаючи, що дерево прийняття рішень будувалось спочатку в автоматичному режимі, а потім було оптимізоване, детальні дані про характеристики класифікації на основі дерева рішень переглянути у табличному вигляді неможливо.

Проте якість класифікації за допомогою дерева рішень можна побачити на гістограмі накопичення (рис. 3.15).

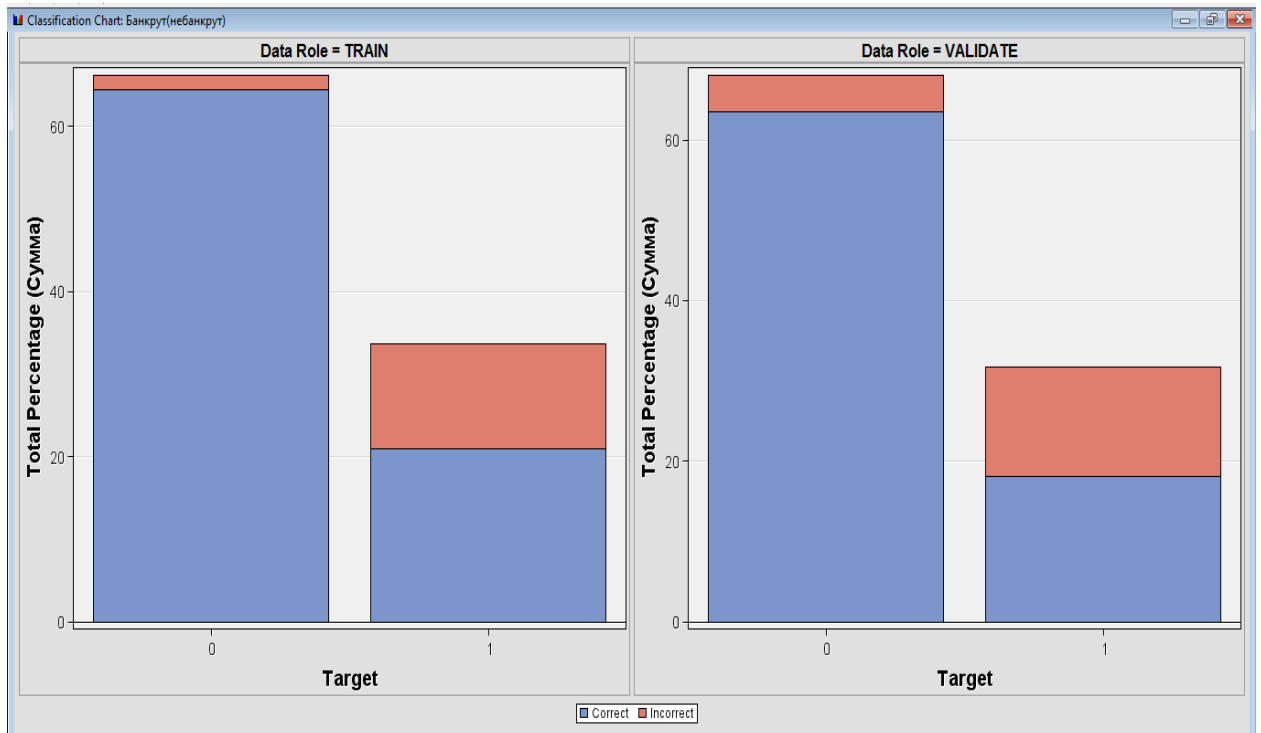


Рисунок 3.15 – Класифікаційні гістограми з накопиченням моделі дерева прийняття рішень у пакеті SAS Enterprise Miner

Досить очевидними є добрі результати класифікації випадків за допомогою побудованого дерева рішень. Особливо якісно модель прогнозує ймовірність банкрутства банку.

У таблиці 3.7 наведено основні коефіцієнти, що характеризують якість моделі. Побудоване дерево рішень характеризується низькими значеннями середньої квадратичної похибки ASE (0,1198; 0,1496 – для навчальної й валідаційної вибірок відповідно). Коефіцієнт неправильної класифікації даних моделі також набуває невисоких значень, а саме: 0,1453; 0,1818, відповідно. Зважаючи, що дерево прийняття рішень будувалось спочатку в автоматичному режимі, а потім було оптимізоване, дані про зміну середньої квадратичної похибки MSE відсутні.

Таблиця 3.7 – Коефіцієнти якості дерева рішень

Коефіцієнт	Вибірка	
	Навчальна	Валідаційна
Частка неправильної класифікації (<i>Misclassification Rate, MISC</i>)	0.1453	0.1818
Середньоквадратична похибка (<i>Mean Square Error, MSE</i>)	–	–
Середньоквадратична похибка (<i>Average Squared Error, ASE</i>)	0.1198	0.1496

Таким чином, можна зробити висновок, що побудоване дерево рішень є якісним й адекватним, що підтверджується чисельними характеристиками результатів моделювання.

3.2.3 Аналіз моделі на основі нейронної мережі

Таблиця 3.8 демонструє характеристики класифікації на основі нейронної мережі на навчальній вибірці. Остання вірно класифікувала 96,5% банків, що не збанкрутували, і 62,1% – що збанкрутували. У цей же час майже 37,9% банків, що збанкрутували, модель класифікувала як тих, хто що не збанкрутували, також майже 4% банків, що не збанкрутували, модель класифікувала як таких, що збанкрутували.

Таблиця 3.8 – Характеристика класифікаційних властивостей нейронної мережі на навчальній вибірці

Цільова змінна	Результат	Цільова змінна, %	Результат, %	Частота випадків	Загальна класифікація, %
0	0	83,3	96,49	110	63,95
1	0	16,6	37,9	22	12,8
0	1	10	3,5	4	2,32
1	1	90	62,1	36	20,9

Щодо абсолютних величин, то модель правильно класифікувала негативний результат (не настання банкрутства) у 110 випадках, а позитивний – у 36. Неправильно класифіковано негативний результат у 22 випадках, а позитивний – у 4. У цілому можна сказати, що частка правильної класифікації склала майже 84,85% (63,95% + 20,9%).

Таблиця 3.9 демонструє характеристики класифікації на основі нейронної мережі на валідаційних даних. Остання вірно класифікувала 63,6% банків, що не збанкрутували, і 64,3% – що збанкрутували. У цей же час майже 35,7% банків, що збанкрутували, модель класифікувала як тих, хто що не збанкрутували, також майже 6,6% банків, що не збанкрутували, модель класифікувала як таких, що збанкрутували.

Щодо абсолютних величин, то модель правильно класифікувала негативний результат (не настання банкрутства) у 28 випадках, а позитивний – у 9. Неправильно класифіковано негативний результат у 5 випадках, а позитивний – у 2. У цілому можна сказати, що частка правильної класифікації склала майже 84,05% (63,6% + 20,45%).

Таблиця 3.9 – Характеристика класифікаційних властивостей нейронної мережі на валідаційних даних

Цільова змінна	Результат	Цільова змінна, %	Результат, %	Частота випадків	Загальна класифікація, %
0	0	84,8	93,3	28	63,6
1	0	15,1	35,71	5	11,36
0	1	18,2	6,66	2	4,5
1	1	81,8	64,28	9	20,45

Більш наочно якість класифікації даних нейронною мережею можна побачити на гістограмі накопичення (рис. 3.16).

Таким чином, досить очевидними є добрі результати класифікації випадків за допомогою побудованої нейронної мережі.



Рисунок 3.16 – Класифікаційні гістограми з накопиченням нейронної мережі у пакеті SAS Enterprise Miner

У таблиці 3.12 наведено основні коефіцієнти, що характеризують якість моделі. Таким чином, побудована нейронна мережа характеризується низькими значеннями середньої квадратичної похибки MSE (0,1381; 0,1432 – для навчальної й валідаційної вибірок відповідно) та ASE (0,1052; 0,1432). Коефіцієнт неправильної класифікації даних моделі також набуває невисоких значень, а саме: 0,1511; 0,1590, відповідно.

Таблиця 3.12 – Коефіцієнти якості нейронної мережі

Коефіцієнт	Вибірка	
	Навчальна	Валідаційна
Частка неправильної класифікації (<i>Misclassification Rate, MISC</i>)	0.1511	0.1590
Середньоквадратична похибка (<i>Mean Square Error, MSE</i>)	0.1381	0.1432
Середньоквадратична похибка (<i>Average Squared Error, ASE</i>)	0.1052	0.1432

Таким чином, можна зробити висновок, що побудована нейронна мережа є якісною й адекватною, що підтверджується чисельними характеристиками результатів моделювання.

3.2.4 Порівняльна характеристика моделей

На останньому етапі дослідження за допомогою інструмента Порівняння моделей (блок *Model Comparison* на рис. 3.1) здійснюється порівняльний аналіз побудованих моделей та вибір кращої з них.

Відбір найякіснішої та найточнішої моделі робився на основі мінімізації частки неправильної класифікації (3.5), проте враховувались такі показники, як:

- середньоквадратична похибка (*Mean Square Error, MSE*) (3.7);
- коефіцієнт Джині (*Gini Coefficient, G*) (3.8).

Для розрахунку коефіцієнта Джині досліджується залежність частки невірно класифікованих позитивних подій в загальній кількості позитивних подій від частки вірно класифікованих негативних подій в загальній кількості негативних подій. Чим значення критерію Джині більше, тим модель краща:

$$G = 1 - \sum_i (y_{i+1} + y_i)(x_{i+1} + x_i), \quad (3.8)$$

де: y_i – частка неправильно класифікованих позитивних подій для i -го значення;

x_i – частка неправильно класифікованих негативних подій для i -го значення.

ROC-крива (*Receiver Operating Characteristic, ROC*) – графічна характеристика якості бінарного класифікатора, яка відображає залежність частки вірних позитивних класифікацій від частки помилкових позитивних класифікацій при варіюванні порога вирішального правила.

Коефіцієнт Джині пов'язаний з площею ROC-кривої (*Area Under Curve, AUC*) таким співвідношенням [32]:

$$G = (AUC - 0.5) \cdot 2. \quad (3.9)$$

У таблиці 3.13 наведено кількісні оцінки цих коефіцієнтів для кожної моделі по 2-ох наборах даних. Можна побачити, що моделі характеризуються майже однаковими числовими характеристиками, відрізняються лише соті частини.

Таблиця 3.13 – Порівняльна характеристика коефіцієнтів якості логіт-моделі, дерева рішень, нейронної мережі

Модель, вибірка	Коефіцієнт			
	<i>MISC</i>	<i>MSE</i>	<i>ASE</i>	<i>G</i>
Логіт модель				
Навчальна	0,227	0,174	0,169	0,523
Валідаційна	0,159	0,141	0,141	0,586
Дерево рішень				
Навчальна	0,145	–	0,120	0,647
Валідаційна	0,182	–	0,150	0,548
Нейронна мережа				
Навчальна	0,151	0,138	0,105	0,829
Валідаційна	0,159	0,143	0,143	0,671

Значення коефіцієнтів якості моделей кращі для навчального набору даних, для валідаційного набору існує невелика тенденція до погіршення. Отже, моделі трішки краще описують навчальні дані.

Найнижчими значеннями частки неправильної класифікації та середньої квадратичної помилки, і найвищими значеннями коефіцієнту Джинні характеризується нейронна мережа. На другому місці – дерево рішень, останнє місце, відповідно, посідає логістична регресія.

Також можна дослідити правильність класифікаційних можливостей моделей наочно, використовуючи дані з *Classification Table* вузла Порівняння моделей (рис. 3.17).

Model Node	Model		Data	Target	Target Label
	Description		Role		
AutoNeural	AutoNeural		TRAIN	F11	Банкрут (небанкрут)
AutoNeural	AutoNeural		VALIDATE	F11	Банкрут (небанкрут)
Tree	Decision Tree		TRAIN	F11	Банкрут (небанкрут)
Tree	Decision Tree		VALIDATE	F11	Банкрут (небанкрут)
Reg	Regression		TRAIN	F11	Банкрут (небанкрут)
Reg	Regression		VALIDATE	F11	Банкрут (небанкрут)
	False	True	False	True	
	Negative	Negative	Positive	Positive	
	22	110	4	36	
	5	28	2	9	
	22	111	3	36	
	6	28	2	8	
	36	111	3	22	
	7	30	.	7	

Рисунок 3.17 – Класифікаційна таблиця порівняння можливостей класифікації дерева прийняття рішень, логістичної регресії та нейронної мережі у пакеті SAS Enterprise Miner

Результат розрахованих значень коефіцієнтів підкріплюється графіками ROC-кривих (рис. 3.18). На рисунку відображено криві для 3-х моделей спочатку для навчального набору даних, потім для валідаційного. Синьою лінією зображено ROC-криву дерева рішень, червоною – ROC-криву логістичної регресії, а зеленою – ROC-криву нейронної мережі. Чим ROC-крива більше віддаляється від базової лінії, тим краще модель класифікує дані, тобто краще прогнозує ймовірність банкрутства банку.

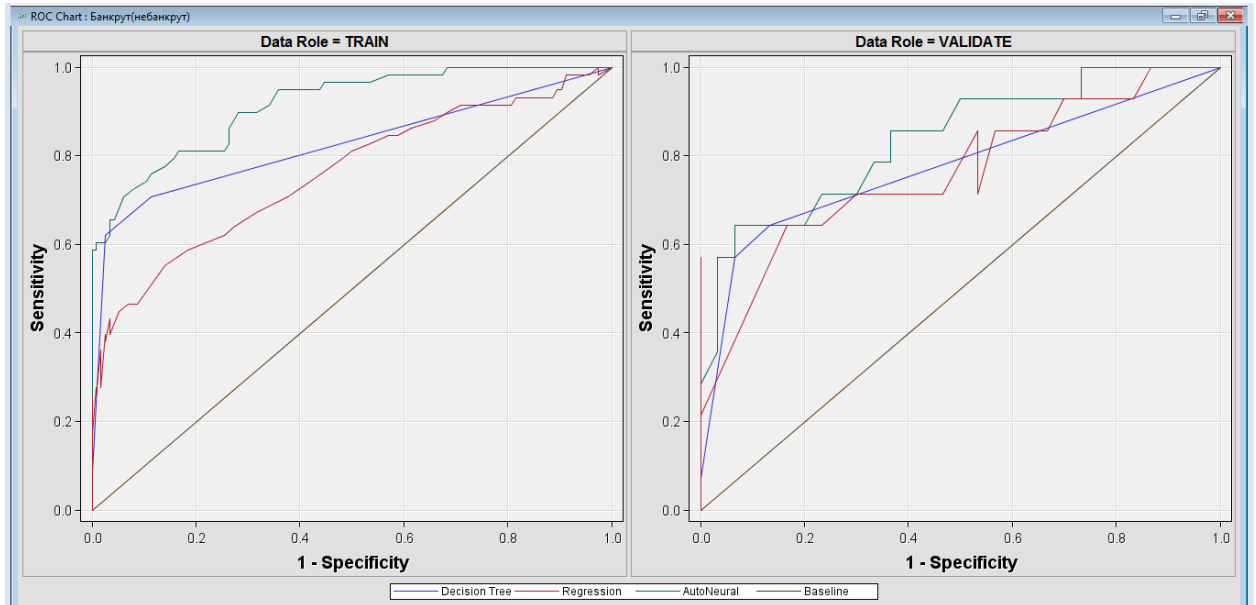


Рисунок 3.18 – ROC-криві дерева прийняття рішень, логістичної регресії та нейронної мережі для навчального та валідаційного набору даних у пакеті SAS Enterprise Miner

З рисунку 3.18 видно, що ROC-криві переплітаються, це говорить про приблизно однакову якість класифікації моделей.

Таким чином, за допомогою інструмента Порівняння моделей, було з'ясовано, що модель нейронної мережі краще моделює оцінку ймовірності банкрутства, порівняно з іншими.

В моделі нейронної мережі значущими виявились всі вхідні показники – це грошові кошти та їх еквіваленти, кошти банків, загальний обсяг активів, загальний обсяг зобов'язань, субординований борг, обсяг статутного капіталу, обсяг власного капіталу, обсяг сукупного доходу, операційний дохід, прибуток (збиток) банку, кредити юридичних осіб, кредити фізичних осіб, депозити юридичних осіб, депозити фізичних осіб.

Модель дерева рішень Decision Tree була обрана другою пакетом SAS Enterprise Miner за коефіцієнтами якості та адекватності моделі, в яку ввійшли такі змінні як прибуток (збиток) банку, депозити юридичних осіб та обсяг власного капіталу.

Модель логістичної регресії була обрана третьою пакетом SAS Enterprise Miner за коефіцієнтами якості та адекватності моделі, в яку ввійшли такі змінні, як прибуток (збиток) банку, обсяг сукупного доходу, загальний обсяг зобов'язань.

3.3 Застосування обраної моделі та аналіз ефекту від неї.

На останньому етапі дослідження за допомогою інструмента *Score* (рис. 3.19) до блоку Порівняння моделей приєднуємо скоринговий набір даних. Вузол *Score* створює прогнози, використовуючи модель, яка була обрана у якості найкращої попереднім вузлом. У нашому випадку – це нейронна мережа.

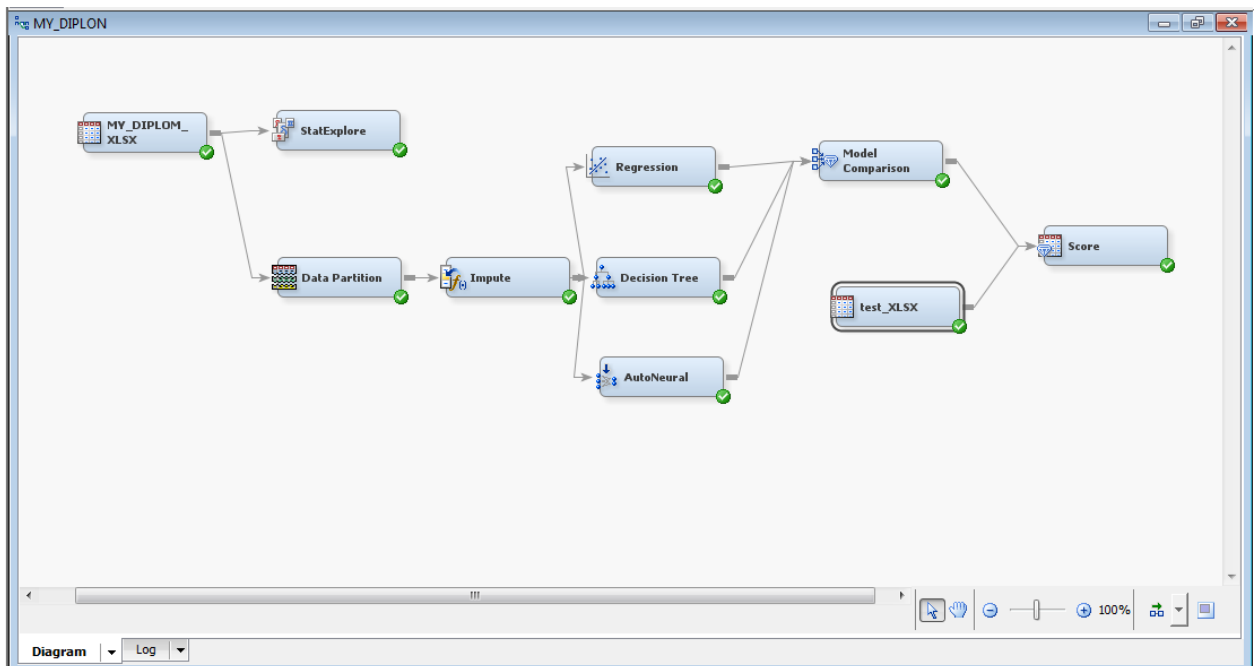


Рисунок 3.19 – Додавання вузла *Score* та тестових даних

На рисунку 3.20 показано процентну частку спостережень скорингового набору оцінки ймовірності банкрутства банку в даних TEST_XLSX. Тобто в скоринговому наборі даних 15,28% ймовірно є банкрутами та 84,72% –ні.

Data Role=SCORE Output Type=CLASSIFICATION				
Variable	Numeric Value	Formatted Value	Frequency Count	Percent
I_F11	.	0	183	84.7222
I_F11	.	1	33	15.2778

Рисунок 3.20 – Процентна частка спостережень скорингового набору

Далі на рисунку 3.21 показано процентну частку спостережень навчального набору оцінки ймовірності банкрутства банку в даних TEST_XLSX.. Тобто в цьому наборі даних 14,53% ймовірно є банкрутами, а 85,47% –ні.

Data Role=TRAIN Output Type=CLASSIFICATION				
Variable	Numeric Value	Formatted Value	Frequency Count	Percent
I_F11	.	0	147	85.4651
I_F11	.	1	25	14.5349

Рисунок 3.21 – Процентна частка спостережень навчального набору

Далі на рисунку 3.22 показано процентну частку спостережень валідаційного набору оцінки ймовірності банкрутства банку в даних TEST_XLSX. Тобто у валідаційному наборі даних 18,2% ймовірно є банкрутами та 81,8% –ні.

Data Role=VALIDATE Output Type=CLASSIFICATION				
Variable	Numeric Value	Formatted Value	Frequency Count	Percent
I_F11	.	0	36	81.8182
I_F11	.	1	8	18.1818

Рисунок 3.22 – Процентна частка спостережень валідаційного набору

У якості аналітичного висновку стосовно отриманих результатів (частот), можна стверджувати, що різниця у частотах вибору спостережень несуттєва, і свідчить про певну нестационарність скорингового набору даних, у порівнянні з навчальним і валідаційним наборами.

Розроблена модель оцінки ймовірності банкрутства банку в першу чергу спрямована на зведення до мінімуму витрат на підтримку банку за рахунок раннього виявлення проблемного стану та своєчасного втручання.

Зважаючи на класифікаційні властивості отриманого нейронною мережею, згідно даних рисунку 3.17, модель вірно класифікувала 45 банків (36 + 9 для навчальних та валідаційних даних відповідно) як тих, хто збанкрутує.

З таблиці, наведеної на рисунку 2.4, видно, що середній по усій сукупності обсяг статутного капіталу (F_6) становить 328850.8 грн.

Таким чином, можна підрахувати суму коштів, яку державі доведеться виплатити вкладчикам в разі банкрутства банку.

$$328850,8 \times 45 = 14798286 \text{ (грн.)} \quad (3.11)$$

Таким чином, дохід від використання побудованої моделі, яка б оцінила ймовірність банкрутства банку вірно, становить 14798286 грн.

Проте слід враховувати також й витрати на програмне забезпечення та оплату праці аналітика (у середньому 7 000 грн. / міс.).

Отже, очевидним є те, що використання моделі оцінювання ймовірності банкрутства банку на основі нейронної мережі надасть змогу досягти цілого ряду ефектів, які дозволяють максимізувати прибутки банку:

- підвищення довіри клієнтів до діяльності банку;
- можливість на ранніх стадіях спрогнозувати та запобігти банкрутству;
- підвищення ефективності діяльності банку;
- збільшення прибутків за рахунок залучення нових вкладників, позичальників, інвесторів та інших контрагентів;

- акціонери банків одержать впевненість у забезпечені захисту та підвищенні прибутковості своїх інвестицій;
- держава зможе розраховувати на підтримку банківського сектору щодо зміцнення конкурентоздатності національної економіки і боротьби зі шахрайством та корупцією;
- клієнти почуватимуть себе захищеними від ймовірності банкрутства банку, що дозволить їм звертатися до тих банків, які пропонують більш захищені послуги.

Ефект може бути отримано за рахунок:

- своєчасного виявлення ймовірності банкрутства банку;
- автоматизації розрахунків в процесі застосування моделі;
- підвищення якості обслуговування клієнтів.

Таким чином, використання моделювання оцінки ймовірності банкрутства банку є одним з найбільш ефективних способів підвищення ефективності в банківському секторі.

За проведеним аналізом виділено «слабкі місця» в діяльності банків та запропоновано рекомендації щодо підвищення його фінансової стійкості та мінімізації ймовірності банкрутства.

Таким чином, для підвищення рівня фінансової стійкості та покращення фінансового стану банку можна надати такі рекомендації:

- 1) збільшити частку та обсяг грошових коштів в структурі активів з метою підвищення ліквідності та платоспроможності;
- 2) скоротити обсяги дебіторської заборгованості, вести жорсткий контроль за її своєчасним погашенням, оптимізувати політику розрахунків;
- 3) скорочувати обсяги непокритих збитків, підвищувати рентабельність діяльності за рахунок розширення обсягів надаваних послуг та оптимізації структури витрат;
- 4) підтримувати рівень власного капіталу не нижче 50%, забезпечити формування структури капіталу, що мінімізує рівень фінансового ризику вкладень в діяльність банку;

5) забезпечити стабільність фінансових показників (зокрема, структури активів та капіталу) з метою недопущення подальшого виникнення та розвитку кризових явищ в діяльності.

Застосування вказаних методик надає можливість не лише оцінювати ймовірність банкрутства, але й виявляти слабкі місця в його діяльності та розробляти обґрунтовані рекомендації щодо покращення його фінансового стану і підвищення рівня його фінансової стійкості.

ВИСНОВКИ

У даній дипломній роботі було досліджено та проаналізовано галузь банківську сферу, виявлено її особливості та актуальні проблеми. Було здійснено аналіз основних підходів до моделювання оцінки ймовірності настання події, що цікавить дослідника, а саме: оцінки ймовірності банкрутства банку.

У ході аналізу існуючих підходів моделювання, через специфіку мети дослідження і вхідних даних, було вирішено будувати три економіко-математичні моделі: лінійну регресію, дерево рішень та нейронну мережу.

Для побудови моделі оцінки ймовірності банкрутства було обрано 14 вхідних змінних та представлено математичні формули логістичної регресії, нейронної мережі та алгоритм дерева рішень. У результаті проведеного дослідження було побудовано логістичну регресію, нейронну мережу та дерево рішень із використанням програмного пакету SAS Enterprise Miner на прикладі навчальних даних банків України, які збанкрутували.

Побудовані моделі пройшли перевірку на адекватність та якість. Було встановлено, що усі три побудовані моделі майже однаково точно описують вхідні дані, проте за усіма показниками найкращою виявилась модель нейронної мережі. Згідно цієї моделі на оцінку ймовірності банкрутства впливають: грошові кошти та їх еквіваленти, кошти банків, загальний обсяг активів, загальний обсяг зобов'язань, субординований борг, обсяг статутного капіталу, обсяг власного капіталу, обсяг сукупного доходу, операційний дохід, прибуток (збиток) банку, кредити юридичних осіб, кредити фізичних осіб, депозити юридичних осіб, депозити фізичних осіб. Обрана модель є достатньо точною та адекватною.

Було проведено прогнозування ймовірності банкрутства банку на основі обраної моделі нейронної мережі. В результаті чого, виявилось, що 15% банків ймовірно є банкрутами.

Побудована модель є якісною і точною у використанні для завчасного виявлення ймовірності банкрутства банку. В результаті використання моделі в банках, будуть отримані економічний та соціальний ефекти.

Проте слід зауважити, що розроблені математичні моделі досить добре описують саме використовуваний навчальний набір даних. Застосування моделей для оцінки ймовірності банкрутства іншої групи банків можливе лише у випадку, якщо характеристики збігатимуться.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Звіт про фінансову стабільність Національного банку України 2016 рік [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://bank.gov.ua/doccatalog/document?id=32241744>
2. ЗУ «Про відновлення платоспроможності боржника або визнання його банкрутом" (у редакції Закону України від 22.12.2011 № 4212- VI) (Інформаційний лист ВГСУ від 28.03.2013 № 01-06/606/2013) [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://www.arbitr.gov.ua/news/1171/>
3. Bankruptcy [Electronic resource]. — Access: <http://www.investopedia.com/terms/b/bankruptcy.asp>.
4. Insolvency [Electronic resource]. — Access: <http://www.investopedia.com/terms/i/insolvency.asp>.
5. Frank Betz, Silviu Oprică, Tuomas A. Peltonen and Peter Sarlin. Prediction Distress in European Banks // Working Paper Series. — N 1597 / October 2013. — 35p
6. Yulia Demyanyk, Iftekhar Hasan. Financial crises and bank failures: a review of prediction methods // Bank of Finland Research Discussion Papers. — 35/ 2009 — 37 p
7. Успенко В.І. Оцінка схильності банку до банкрутства : монографія / В.І. Успенко, І.В. Зотов, Т.О. Тохтамиш. – Х. : ХДТУБА, 2008. – 130 с.
8. Рейтинг самых надежных банков Украины в 2016 году / [Електронний ресурс]: Режим доступу: <http://forinsurer.com/rating-banks>
9. Олійник А.В. Економічна сутність та чинники банкрутства комерційних банків / А.В. Олійник // Економічні науки // Вісник Хмельницького національного університету – 2011 - № 3 – Т. 1. С. 93-98.
10. Ткаченко Т.П. Банкрутство комерційних банків: причини та шляхи запобігання // Т.П. Ткаченко, Д.П. Волинець // Актуальні проблеми

економіки та управління – Збірник наукових праць молодих вчених факультету менеджменту та маркетингу НТУУ «КПІ» - № 10 – 2016. – [Електронний ресурс]: – Режим доступу: are.fmm.kpi.ua/article/download/73396/68773

11. Ормоцадзе М. Топ-5 схем виведення грошей із банків, 16.11.15. //Форбс- Україна [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. – Режим доступу: <http://forbes.net.ua/ua/business/1405705-top-5-shem-vivedennya-groshej-iz-bankiv>

12. .Постанова Правління Національного банку України 26.03.1998 № 118 «Про відкриття та функціонування кореспондентських рахунків банків - резидентів та нерезидентів в іноземній валюті та кореспондентських рахунків банків-нерезидентів у гривнях» - [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://zakon5.rada.gov.ua/laws/show/z0231-98>

13. Постанова НБУ 20.12.2013 № 527 «Про відкриття та використання уповноваженими банками кореспондентських рахунків в іноземній валюті 1-ї групи Класифікатора іноземних валют та банківських металів у банках Латвійської Республіки» - [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://zakon5.rada.gov.ua/laws/show/v0527500-13>

14. Реорганізація та ліквідація // Офіційний сайт НБУ / [Електронний ресурс]: – Режим доступу: https://bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=75535#201

15. Національний банк України // Банківський нагляд // Реєстрація та ліцензування // Структури власності банків України. – [Електронний ресурс] – Режим доступу: https://www.bank.gov.ua/control/uk/publish/article?art_id=6738234

16. Костіна О.М. Методи та моделі діагностики кризового стану підприємства / О.М. Костіна, О.Є. Майборода // Вісник СумДУ. Серія «Економіка». – 2012. – № 4. – С. 91-97.

17. Succurro, M. & Mannarino, L. (2014).The Impact of Financial Structure on Firms’ Probability of Bankruptcy: A Comparison across Western

Europe Convergence Regions. Eers. Estudios Económicos Regionales y Sectoriales, 14(1), 81-94

18. Jones, S., Johnstone, D., & Wilson, R. (2017). Predicting Corporate Bankruptcy: An Evaluation of Alternative Statistical Frameworks. *Journal of Business Finance and Accounting*, 44(1), 3-33. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12218>

19. Сучасні методи моделювання оцінки банкрутства банківських систем / [Гострик О.М., Сокурєнко П.І., Будніков В.М., Малишко В.С.] // Регіональні проблеми розвитку реального сектору економіки. – 2012. – Т.1. – С. 76-79.

20. Подольська В. О. Фінансовий аналіз : навч. посібник / В. О. Подольська, О. В. Яріш. — К. : Центр навч. л-ри, 2007. — 488 с.

21. Beaver W. H. Have Financial Statements Become Less Informative Evidence from the Ability of Financial Ratios to Predict Bankruptcy (February 2, 2005) [Electronic resources] / W. H. Beaver, M. F. McNichols, Jung-Wu Rhie. — Access mode : [http:// papers.ssrn.com](http://papers.ssrn.com)

22. Jackson, R. H. G., & Wood, A. (2013). The Performance of Insolvency Prediction and Credit Risk Models in the U.K: A Comparative Study. *The British Accounting Review*, 45(3), 183-202. <http://dx.doi.org/10.1016/j.bar.2013.0>

23. 6.009. Kim, M. J., & Kang, D. K. (2010). Ensemble with neural networks for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 37(4), 3373-3379. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.10.012>

24. Agarwal, V., and Taffler, R., 2008. Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking and Finance* 32, P. 151–155.

25. Altman E. I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy / E. I. Altman // *Journal of Finance*. — 1968. — Vol. 23. — No. 4. — P. 589—609.

26. Паклін Н. Логістична регресія та ROC-аналіз – математичний апарат [Електронний ресурс] / Н. Паклін – Режим доступу: <http://www.basegroup.ru/library/analysis/regression/logistic/>

27. Пробіт регресія [Електронний ресурс] – Режим доступу:
http://blackterror.org/zevdio/Пробит_регрессия
28. Дискримінантний аналіз [Електронний ресурс] – Режим доступу:
http://dic.academic.ru/dic.nsf/enc_mathematics/1550/ДИСКРИМИНАНТНЫЙ
29. Дерево прийняття рішень [Електронний ресурс] – Режим доступу:
http://uk.wikipedia.org/wiki/Дерево_прийняття_рішень
30. Artificialneural network [Electronic resource]. — Access:
https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_neural_network
31. SAS Enterprise Miner [Electronic resource]. — Access:
<https://www.predictiveanalyticstoday.com/sas-enterprise-miner/>
32. Внутрішні рейтинги: об'єктивна чи суб'єктивна оцінка ймовірності дефолту? [Електронний ресурс] – Режим доступу :
http://www.reglament.net/bank/r/2011_2_article_5.ht

ДОДАТКИ

Додаток А

Analysis of Maximum Likelihood Estimates								
Parameter	F11	DF	Estimate	Standard Error	Wald Chi-Square	Pr > ChiSq	Standardized Estimate	Exp(Est)
Intercept	1	1	-0.5303	0.2149	6.09	0.0136		0.588
F10	1	1	0.000184	0.000053	11.78	0.0006	33.7202	1.000
F4	1	1	-5.59E-7	1.698E-7	10.83	0.0010	-0.6749	1.000
F8	1	1	-0.00019	0.000055	12.03	0.0005	-35.0329	1.000

Odds Ratio Estimates		
Effect	F11	Point Estimate
F10	1	1.000
F4	1	1.000
F8	1	1.000

Рисунок А.1 – Оцінки параметрів логістичної регресії в пакеті SAS Enterprise Miner

Додаток Б

SUMMARY

Tsymbal T. Yu. Simulation of the bank bankruptcy probability estimation. – Masters-level Qualification Thesis. Sumy State University, Sumy, 2017.

The master's thesis focuses on the essence of the definition bank bankruptcy probability, models and approaches used for estimation. The main factors which affect on the probability of bankruptcy. The main aim of this research is to develop a model for assessing the bankruptcy probability of the bank.

Keywords: bankruptcy, bankruptcy of bank, bankruptcy of commercial banks, estimation of probability of bankruptcy, estimation risks.

АНОТАЦІЯ

Цимбал Т.Ю. Моделювання оцінки ймовірності банкрутства. – Кваліфікаційна магістерська робота. Сумський державний університет, Суми, 2017 р.

У роботі досліджено сутність оцінки ймовірності банкрутства банку, моделі та підходи, які використовуються для оцінки. Проведений аналіз основних факторів, які впливають на ймовірність банкрутства. Основною метою цього дослідження є розробка моделі оцінки ймовірності банкрутства банку

Ключові слова: банкрутство, банкрутство банку, банкрутство комерційних банків, оцінка ймовірності банкрутства, оцінка ризиків, логіт-регресія, дерево прийняття рішень, нейронна мережа.