

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

Моделювання ризиків кредитування онлайн

студента 4 курсу

спеціальності 051 «Економіка»

ОПП «Економічна кібернетика»

денної форми навчання

Гавриленка Романа Олександровича

Науковий керівник:

кандидат економічних наук, професор

Камінський Андрій Борисович

Засвідчую, що в цій роботі немає запозичень із праць інших авторів без
відповідних посилань

Студент _____

Роботу допущено до захисту перед ЕК рішенням
кафедри економічної кібернетики від 12 червня
2025 р., протокол № 15

Завідувач кафедри: доктор економічних наук,
професор Ляшенко Олена Ігорівна _____

КИЇВ – 2025

Зміст

ВСТУП.....	2
1. ТЕОРЕТИКО МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ РОЗВИТКУ СПОЖИВЧОГО КРЕДИТУВАННЯ	5
1.1. Концептуальна сутність та характеристичні особливості споживчого кредитування.....	5
1.2 Генезис розвитку споживчого кредитування.....	11
1.3 Класифікація видів споживчого кредитування	18
2. МЕТОДИ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ У СПОЖИВЧОМУ КРЕДИТУВАННІ	23
2.1. Міри кредитного ризику	23
2.2. Фактори, що впливають на ризик споживчого кредитування	32
2.3 Класична скорингова модель	40
3. РИЗИК КОРОТКИХ (PDL) ОНЛАЙН КРЕДИТІВ	49
3.1 Характеристичні особливості ринку PDL (payday loans).....	49
3.2 Whale Curve модель кредитної діяльності коротких кредитів.....	53
3.3 Імплементация моделі Whale curve у загальну систему ризик-менеджменту.....	58
ВИСНОВКИ.....	72
Джерела.....	74

ВСТУП

Актуальність теми.

Онлайн-кредитування стало однією з найактивніших форм фінансових послуг на українському ринку. За останні роки, особливо в умовах пандемії COVID-19, повномасштабної війни та загального зниження рівня доходів населення, значно зріс попит на короткострокові споживчі позики, зокрема у форматі PDL (payday loans). Такий формат кредитування забезпечує швидкий доступ до фінансових ресурсів, що робить його привабливим для широких верств населення в умовах невизначеності та економічного тиску.

Згідно з даними НБУ, у 2024 році українці оформили понад 8,3 мільйона мікрокредитів (переважно онлайн) на загальну суму майже 52 мільярди гривень. Заборгованість перед мікрофінансовими організаціями станом на початок 2025 року сягнула близько 15,8 мільярда гривень, що вказує на значну частку невиконаних платежів.

Водночас зі зростанням обсягів ринку посилилися ризики неповернення кредитів, зумовлені низьким рівнем фінансової грамотності, нестабільністю доходів позичальників, високою концентрацією кредитного портфеля на ризикових сегментах, а також зловживанням доступними умовами кредитування. Особливо це стосується небанківських фінансових установ, які працюють із клієнтами, що не мають повноцінної кредитної історії, застосовуючи спеціально адаптовані скорингові моделі, орієнтовані на специфіку PDL-продуктів.

У такому середовищі зростає значення сучасних підходів до моделювання ризиків, що враховують специфіку онлайн-кредитування: великі обсяги даних, високу швидкість прийняття рішень, використання алгоритмів машинного навчання. Важливою аналітичною концепцією є модель Whale curve, яка дає змогу досліджувати розподіл прибутковості клієнтської бази та визначати зони

підвищеного ризику, де збитки від окремих позичальників можуть нівелювати прибуток від більшості інших.

Окрім цього, регуляторні ініціативи Національного банку України — зокрема Закон України «Про споживче кредитування», вимоги до прозорості умов кредитування, заходи проти овердрафтів і впровадження ризик-орієнтованого нагляду — створюють нові виклики для небанківських фінансових установ. Відтак, ефективна система управління ризиками має розглядатися не лише як засіб контролю, а як ключовий елемент довгострокової стратегії сталого розвитку кредитора.

Таким чином, тема дослідження є високорелевантною до поточних економічних, соціальних та регуляторних реалій, має значний прикладний потенціал для небанківських кредиторів, фінтех-компаній, а також для формування ефективної політики управління кредитними ризиками в умовах цифрової економіки.

Мета дослідження.

Метою дипломної роботи є дослідження та моделювання ризиків у сфері онлайн-кредитування, з особливим акцентом на короткострокові кредити (PDL), а також розробка підходів до інтеграції відповідних моделей у систему ризик-менеджменту.

Завдання дослідження:

Розкрити теоретико-методологічні засади розвитку споживчого кредитування.

Проаналізувати класифікацію та еволюцію інструментів споживчого кредитування.

Дослідити ключові чинники кредитного ризику та методи його вимірювання.

Розглянути класичні підходи до скорингового моделювання.

Проаналізувати особливості онлайн-кредитування в сегменті PDL.

Вивчити концепцію Whale curve у контексті моделювання ризиків.

Запропонувати напрями імплементації моделей у систему ризик-менеджменту.

Об’єкт дослідження — процес споживчого кредитування в онлайн-середовищі.

Предмет дослідження — методи та моделі оцінювання ризику онлайн-кредитування, зокрема в сегменті PDL.

Методи дослідження:

У роботі застосовуються методи економічного аналізу, системного підходу, математичного моделювання, логістичної регресії, елементів скорингу та аналізу Whale curve, а також методи Data Mining для виявлення прихованих закономірностей у даних та побудови прогнозних моделей.

Інформаційна база дослідження:

Джерелами інформації є нормативно-правові акти НБУ, наукові публікації, аналітичні огляди, методичні матеріали, зарубіжна література, статистичні дані фінансових компаній, публікації наукових журналів, матеріали IEEE, НаУКМА та ін.

Структура роботи:

Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел.

1. ТЕОРЕТИКО МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ РОЗВИТКУ СПОЖИВЧОГО КРЕДИТУВАННЯ

1.1. Концептуальна сутність та характеристичні особливості споживчого кредитування

Споживче кредитування — це вид фінансових правовідносин, у межах яких кредитор (зазвичай банк або небанківська фінансова установа) надає фізичній особі кошти в тимчасове користування для придбання товарів, робіт або послуг, що призначені виключно для задоволення особистих, сімейних або побутових потреб, не пов'язаних із підприємницькою чи професійною діяльністю.

Згідно з Положенням про організацію процесу кредитування в банках України та Законом України «Про споживче кредитування», до споживчих кредитів належать, зокрема, цільові та нецільові позики, кредити на купівлю товарів тривалого користування, кредитні картки та мікропозики, за умови що вони не використовуються для отримання прибутку або ведення бізнесу.

Основу концепції споживчого кредитування складають такі ключові риси:

Цільове використання коштів — для споживчих потреб (побутові товари, лікування, освіта, відпочинок тощо).

Суб'єктний склад — позичальником виступає фізична особа, кредитором — банк або небанківська фінансова установа.

Терміновість — кредит надається на визначений строк, зазвичай від кількох місяців до кількох років.

Платність — супроводжується сплатою відсотків, комісій та інших витрат.

Відновлюваність (для револьверних кредитів) — можливість багаторазового використання ліміту після його часткового чи повного погашення.

На сучасному етапі розвитку економіки споживче кредитування виконує низку важливих функцій:

На сучасному етапі розвитку економіки споживче кредитування виконує низку важливих функцій, які виходять за межі суто фінансових операцій, перетворюючись на системний інструмент економічного і соціального впливу:

- Соціальна функція полягає в підвищенні рівня добробуту громадян. Завдяки доступу до позикових коштів домогосподарства можуть задовольнити нагальні потреби, здійснювати дорогівартісні покупки (житло, техніка, освіта), не відкладаючи їх реалізацію на роки.
- Економічна функція виражається у стимулюванні внутрішнього попиту. Кредитування сприяє зростанню споживчих витрат, що, своєю чергою, активізує виробництво товарів і послуг, підтримує зайнятість та підвищує обсяги податкових надходжень до бюджету.
- Фінансова функція забезпечує стабільне джерело доходу для банківських і небанківських фінансових установ. Розвиток споживчого кредитування формує диверсифіковану клієнтську базу та створює потенціал для довгострокової фінансової стійкості кредиторів.
- Поведінкова функція виявляється у трансформації фінансової поведінки споживачів. Кредитування впливає на звички витрачання коштів, сприяє формуванню нових моделей прийняття рішень, зокрема щодо оцінки власної платоспроможності, управління бюджетом та ставлення до боргових зобов'язань.

У міру розвитку ринку кредитних послуг ускладнюється й система класифікації споживчих кредитів. Вона охоплює поділ за цілями кредитування

(товарні, освітні, медичні тощо), строками (коротко-, середньо- і довгострокові), способом видачі (готівкові, безготівкові), типом забезпечення (заставні, бланкові), джерелом погашення (доходи позичальника, гарантії третіх осіб), наявністю або відсутністю кредитної історії. Така деталізація дозволяє фінансовим установам краще адаптувати кредитні продукти до потреб конкретних клієнтських сегментів, підвищуючи як доступність, так і ефективність кредитних рішень.

Варто також відзначити появу нових форм споживчого кредитування, таких як:

Buy now — pay later (BNPL)

Мікрокредитування через мобільні додатки

Інтегровані кредитні продукти у фінтех-платформах

Такі інноваційні формати викликають перегляд класичних підходів до управління кредитним ризиком, вимагаючи глибшої аналітики та персоналізації умов.

Статистичний огляд в Україні

Згідно з даними Національного банку України, на кінець 2024 року обсяг портфеля споживчих кредитів у банківському секторі перевищив 280 млрд грн, що складає понад 52% усіх кредитів, виданих фізичним особам. Найбільш динамічне зростання демонструє онлайн-кредитування через фінансові компанії: середній розмір одного мікрокредиту становить 4 000–6 000 грн, термін — до 30 днів.

Понад 60% нових договорів укладаються онлайн, через додатки або вебпортали фінансових установ (дані USAID Financial Sector Transformation Project, 2023).

Таблиця 1.1

Порівняльна характеристика банківського та небанківського (онлайн)
споживчого кредитування

Критерій	Банківське кредитування	Небанківське онлайн-кредитування (МФО)
Регулятор	НБУ, Закон України «Про банки і банківську діяльність», Закон України «Про споживче кредитування»	НБУ, Закон України «Про споживче кредитування», Закон України «Про фінансові послуги»
Спосіб видачі	Через відділення або мобільний додаток	Повністю онлайн через сайт або мобільний застосунок
Обсяг кредиту	Від 10 тис. грн до 1 млн грн	Від 500 до 30 000 грн
Середній термін	Від 12 місяців і більше	До 30 днів (формат PDL)
Скорингова модель	Класичні моделі: оцінка документів, доходу, кредитної історії; іноді Big Data	Автоматизована оцінка, спеціально адаптовані скорингові моделі з Big Data
Процентна ставка	15–40% річних	Ефективна ставка може перевищувати 400–500% річних (APR); близько 1% на день
Рівень кредитного ризику	Помірний	Високий, через короткі строки, низьку верифікацію та нестабільні доходи позичальників

Бюро кредитних історій (БКІ)	Обов'язкове використання, перевірка історії у кількох БКІ	Зазвичай також перевіряється, але можуть видаватися кредити й без позитивної історії
Законодавча база	Закон України «Про споживче кредитування», НБУ №351 «Про порядок надання інформації»	Закон України «Про споживче кредитування», постанова НБУ щодо небанківських установ

APR (Annual Percentage Rate) — річна ефективна ставка, яка враховує всі витрати на обслуговування кредиту.

З 2021 року НБУ регулює діяльність МФО так само, як банків, запровадивши ризик-орієнтований нагляд та вимоги до прозорості умов кредитування.

Висновок

Таким чином, споживче кредитування — це не лише фінансовий інструмент для задоволення потреб населення, але й чутливий індикатор трансформацій у фінансовій поведінці, цифрових технологіях та регуляторному середовищі. Його характер постійно змінюється під впливом економічної нестабільності, розвитку фінтеху та соціальних трендів. Наприклад, покоління Z (народжені приблизно у 1997–2007 роках) демонструє вищу довіру до гнучких цифрових рішень, зокрема до BNPL (Buy Now, Pay Later — «купи зараз, плати пізніше»), уникаючи традиційних форм банківського кредитування.

У сучасних умовах спостерігається перехід від традиційного банківського кредитування до гнучких, швидких і персоналізованих продуктів, які надаються через онлайн-платформи. Це зумовлено як технологічним розвитком (широке використання мобільних додатків, онлайн-ідентифікація, алгоритмічні

скорингові моделі), так і зміною очікувань споживачів, які прагнуть зручності, мінімуму бюрократії та максимально швидкого доступу до фінансів.

Водночас стрімке зростання сегмента мікрокредитування несе загрози як для позичальників (зниження платоспроможності, боргові пастки), так і для фінансової стабільності системи. Тому ключовим викликом залишається побудова ефективної системи управління ризиками, що базується на прозорих правилах, етичному підході до кредитування та балансу між комерційними цілями і соціальною відповідальністю кредитора.

У майбутньому розвиток споживчого кредитування в Україні залежатиме від здатності учасників ринку адаптуватися до змін: упроваджувати інновації, дотримуватися вимог регулятора, аналізувати поведінкові патерни клієнтів та будувати довгострокові стосунки з ними на основі довіри та аналітики даних.

1.2 Генезис розвитку споживчого кредитування

Розвиток споживчого кредитування є важливою складовою еволюції фінансових відносин, що супроводжує становлення і трансформацію економічних систем. Історія цього явища має глибокі історичні корені, адже вже у найдавніших цивілізаціях існували форми позики, які хоча й не відповідали сучасному розумінню кредиту, проте виконували схожі функції — забезпечення відтермінованого обміну. Ще у Шумері та Вавилоні застосовувались перші спроби нормативного регулювання боргових відносин — у тому числі й щодо позик на купівлю худоби, зерна чи інших товарів першої необхідності. Таким чином, споживче кредитування формувалося на перетині соціальної, економічної та правової еволюції суспільства.

З формуванням ринкової економіки в епоху капіталізму зростає значення особистого споживання як чинника економічного зростання, що зумовлює необхідність масового доступу до фінансових ресурсів. У ХІХ столітті, з розвитком банківської справи та індустріалізацією, починається поступове інституціональне оформлення споживчого кредиту. У країнах Західної Європи та США з'являються ощадно-позичкові каси, кредитні кооперативи та перші споживчі банки, що дозволяли населенню отримувати кошти під відсотки на придбання товарів тривалого користування. Історичним прикладом може слугувати діяльність «General Motors Acceptance Corporation» (США), яка ще у 1919 році запропонувала нову модель фінансування покупки автомобілів у розстрочку — це стало переломним моментом для формування ринку споживчого кредитування у промислових державах.

Після Другої світової війни спостерігається новий етап розвитку — перехід до масового кредитування домогосподарств. У цей період відбувається формування систем споживчого кредитування на рівні державної політики та зростає роль банківського сектору. Важливою подією стало поширення платіжних і кредитних карток: у 1950 році компанія Diners Club запровадила першу у світі кредитну картку, а вже згодом з'явилися глобальні системи Visa та

Mastercard. Саме тоді було закладено основи скорингових моделей — алгоритмів, які дозволяли автоматизовано оцінювати кредитоспроможність фізичних осіб на основі статистичних та поведінкових даних. Однією з найвідоміших систем оцінювання став FICO Score (США), який донині залишається стандартом у багатьох країнах.

Новий етап розвитку почався з 1990-х років, коли цифровізація банківських процесів відкрила нові можливості для дистанційного обслуговування клієнтів. Завдяки інтернет-технологіям та мобільним застосункам споживче кредитування набуло нових форм — швидкість прийняття рішення, автоматизація андеррайтингу, застосування big data та соціальних даних для прогнозування ризиків стали ключовими характеристиками цього періоду. Значного поширення набули мікрофінансові організації (МФО), які надають короткострокові кредити з мінімальними вимогами до позичальника. У паралелі з банківським сектором з'явилися альтернативні фінансові моделі — P2P-кредитування, BNPL (Buy Now Pay Later), та інші фінтех-рішення, що забезпечили широкі можливості для доступу до кредиту поза традиційною банківською системою.

У контексті української економіки становлення споживчого кредитування має свої особливості. У 1990-х роках, в умовах трансформаційної економіки та гіперінфляції, інституційне кредитування фізичних осіб практично не існувало. Поступове зростання споживчого кредитування спостерігалось лише після стабілізації банківської системи у 2000-х роках, коли провідні банки налагодили партнерські програми з ритейлерами техніки, меблів, автомобілів. Основним напрямом стало цільове кредитування — іпотека, автокредити, розстрочка. Низька фінансова грамотність та правове поле викликали високі ризики неповернення і проблемну заборгованість.

Особливий розмах кредитування був зафіксований у період 2005–2008 років: за даними УНІА, обсяг іпотечної заборгованості виріс у 18 разів, а кількість договорів збільшилася зі 277 тис. на початку 2007 до 488 тис. у жовтні

2008 року До кінця 2008 року банки надали на ринок близько 40 млрд грн іпотечних кредитів, а середній рівень ставок коливався у межах ~12–14 % річних.

Однак глобальна фінансова криза 2008–2009 років різко змінила ситуацію. У жовтні 2008 року банки практично припинили видачу нових іпотечних позик, а девальвація гривні і падіння валютних депозитів збільшили «інфляційний приріст» портфеля—на 1 січня 2009 року Банк збільшив його до ~107,6 млрд грн (+34 % р/р), зокрема завдяки курсу валюти . Але в реальному обсязі ринок накрився — портфель у гривнях скоротився, а до 2010 року впав на 3,8 %, лише до ~104,8 млрд грн . Частка проблемних кредитів підскочила з 1 % до 13 %, а в окремих банків досягала 7–8 %.

Після кризи 2014 року та масштабного банкопаду, у результаті якого припинили діяльність понад 90 банків, роль небанківських фінансових установ (НФУ) у сфері кредитування почала суттєво зростати. У 2015–2018 роках спостерігався бурхливий розвиток ринку онлайн-мікрокредитування, зокрема мікрофінансових організацій (МФО), які швидко зайняли нішу короткострокових позик для населення. Їх популярність зумовлювалася мінімальними вимогами до позичальника, повністю дистанційною процедурою оформлення та швидкістю ухвалення рішень.

У відповідь на зростання цього сектору держава поступово почала запроваджувати регуляторні інструменти контролю: обов'язкове ліцензування (згідно з законом «Про фінансові послуги»), створення єдиного реєстру фінансових установ, встановлення вимог до прозорості умов кредитування, публікації повної вартості позики (APR).

Кардинальні зміни відбулися у 2020 році, коли набув чинності Закон України № 79-ІХ, відповідно до якого Національний банк України став регулятором ринку небанківських фінансових послуг (замість Нацкомфінпослуг). З 1 липня 2020 року НБУ здійснює ліцензування, нагляд і контроль за діяльністю МФО, кредитних спілок, лізингових компаній та

ломбардів. Цей крок став ключовим для формування цивілізованого ринку споживчого кредитування та посилення захисту прав споживачів.

Таким чином, генезис споживчого кредитування — це еволюційний процес, у якому поєднуються економічні, технологічні, правові та соціальні аспекти. Від початкових форм товарного кредиту до сучасних цифрових моделей із використанням штучного інтелекту та великих даних — споживчий кредит трансформувався в один із ключових фінансових інструментів сучасного суспільства. Водночас його розвиток потребує постійного балансування між розширенням доступу до фінансування та забезпеченням належного рівня фінансової стійкості позичальників і кредиторів.

Згідно з даними Національного банку України, за останнє десятиліття споживче кредитування зросло майже втричі — з 92,1 млрд грн у 2015 році до 265,8 млрд грн у 2023 році (табл. 1.2). Незважаючи на вплив кризових факторів (пандемія, повномасштабна війна), ринок демонструє відновлення та стійке зростання. Це свідчить про сталу роль споживчого кредиту як важливого драйвера економічної активності населення.

Таблиця 1.2

Динаміка обсягу споживчого кредитування в Україні

(за даними НБУ)

Рік	Обсяг споживчих кредитів (млрд грн)	Зміна до попереднього року (%)
2015	92,1	—
2016	122,4	+32,9%

2017	148,2	+21,1%
2018	185,5	+25,1%
2019	214,3	+15,5%
2020	198,7	-7,3% (криза COVID-19)
2021	241,6	+21,6%
2022	220,5	-8,7% (повномасштабна війна)
2023	265,8	+20,5%

Ці дані демонструють високий рівень адаптивності банківського сектору до кризових умов та стійкий попит на кредитні продукти. Варто зазначити, що попри зовнішні шоки (COVID-19, війна), населення України повертається до кредитної активності, що свідчить про зростання фінансової обізнаності та довіри до фінансових установ.

Аналіз динаміки обсягу споживчого кредитування в Україні за 2015–2023 роки свідчить про стійке зростання ринку попри наявність серйозних макроекономічних викликів. Упродовж 2015–2019 років спостерігалось стабільне зростання обсягів кредитування, що пояснюється відновленням довіри до банківської системи після кризи 2014 року, зниженням інфляції та поступовим зростанням доходів населення.

У 2020 році через пандемію COVID-19 обсяг виданих споживчих кредитів скоротився на 7,3 %, однак вже у 2021 році ринок продемонстрував швидке

відновлення (+21,6 %). У 2022 році внаслідок початку повномасштабної війни знову зафіксовано спад (-8,7 %), проте у 2023 році показники знову вийшли на траєкторію зростання (+20,5 %), що підтверджує високий рівень адаптивності банківського сектору та стійкий попит населення на кредитні продукти.

Payday Loans (PDL): походження та особливості регулювання

Payday Loans (PDL), або короткострокові позики «до зарплати», виникли у США наприкінці 1980-х — на початку 1990-х років як відповідь на потребу малозабезпечених домогосподарств у швидкому доступі до невеликих сум коштів на короткий строк. Їхня суть полягає у наданні позики на термін до 30 днів під фіксовану плату або високі відсотки, без вимоги до застави чи підтвердження доходів. Основними користувачами таких продуктів є особи з нестабільним доходом, відсутністю кредитної історії або проблемами з банківським обслуговуванням.

Механізм нарахування процентів у сегменті PDL базується не на річній ставці, як у класичних кредитах, а на ефективній ставці за день. Наприклад, у США вона може становити 1–2 % на добу, що еквівалентно понад 300–700 % річних. Це обумовлює високу прибутковість для кредитора, але й значні ризики для позичальника, особливо у разі прострочення чи пролонгації боргу. Саме тому в багатьох штатах США впроваджено обмеження щодо максимальної ставки, кількості пролонгацій та обов'язкових перевірок платоспроможності.

В Україні сегмент мікрокредитування має схожі риси, хоча офіційного терміну "PDL" не використовується. Проте з 2021 року Національний банк України встановив максимальну процентну ставку за мікрокредитами — не вище 0,8 % на день, що еквівалентно близько 292 % річних. Таке обмеження спрямоване на захист споживача від надмірного боргового навантаження, особливо вразливих категорій населення. Також регулятор зобов'язав фінансові компанії прозоро розкривати ефективну вартість кредиту (APR), включаючи всі комісії та додаткові платежі.

Таким чином, український ринок мікрофінансування поступово адаптує кращі практики міжнародного регулювання, балансуючи між забезпеченням доступу до кредиту та захистом прав споживачів.

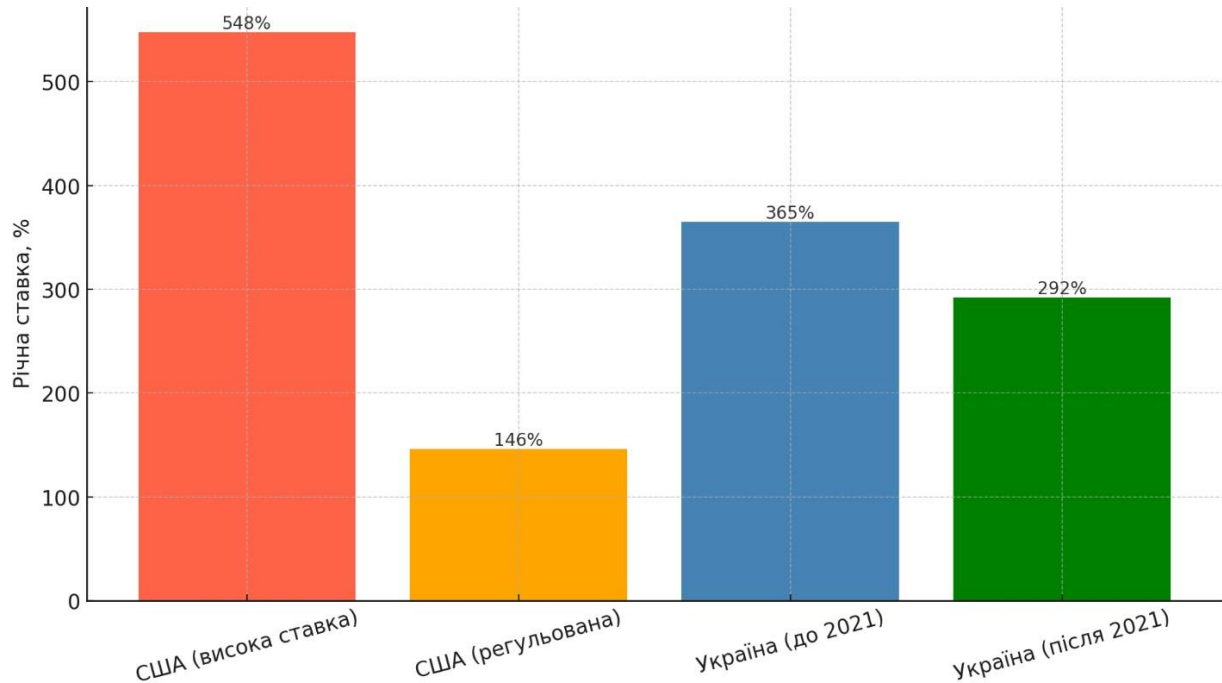


Рис. 1.1. Ефективна річна ставка (APR) для мікропозик (PDL) у США та Україні до і після впровадження регулювання

Підсумки

Графік показує, наскільки високе нарахування відсотків може бути в PDL-сегменті навіть при щоденній ставці менше 2 %.

PDL (Payday Loan) — це мікропозика "до зарплати", яка часто супроводжується надвисокими відсотковими ставками.

В Україні НБУ обмежив щоденну ставку до 0.8%/день (до 292% річних) з 2021 року.

У США в багатьох штатах дозволені ставки понад 1.5%/день, тобто понад 500% річних.

1.3 Класифікація видів споживчого кредитування

Сучасна система споживчого кредитування в Україні характеризується значною різноманітністю кредитних продуктів, що обумовлює потребу в їх класифікації для глибшого розуміння ринку, оцінки ризиків та прийняття обґрунтованих управлінських рішень. Класифікація кредитів дозволяє виявити особливості кожного виду фінансування, визначити рівень ризикованості та потенційну прибутковість, а також адаптувати відповідні моделі кредитного скорингу.

Одним із найпоширеніших критеріїв є цільове призначення кредиту. За цим параметром виділяють цільові та нецільові кредити. Цільові кредити передбачають чітко визначене використання коштів, наприклад, на купівлю побутової техніки, ремонт житла, оплату освітніх чи медичних послуг. У свою чергу, нецільові кредити, що найчастіше видаються готівкою або онлайн, надаються без зазначення конкретної мети й використовуються на розсуд позичальника. Цей тип кредиту є більш гнучким, але водночас характеризується підвищеним ризиком через відсутність контролю за використанням коштів.

Залежно від форми надання, кредити можуть бути готівковими або безготівковими. У сучасних умовах розвитку фінтеху та цифрових сервісів все більшої популярності набувають безготівкові споживчі кредити, які оформлюються онлайн за кілька хвилин через мобільні застосунки або вебпортали банків і мікрофінансових організацій. У багатьох випадках рішення приймається автоматично за допомогою алгоритмів кредитного скорингу.

Також важливою є класифікація за строками користування. Залежно від тривалості, кредити поділяються на короткострокові (до 12 місяців), середньострокові (від 1 до 5 років) і довгострокові (понад 5 років). У межах цього дослідження особливу увагу приділено саме короткостроковим кредитам, які найчастіше видаються онлайн і становлять високий кредитний ризик через

обмежену перевірку позичальника та надзвичайно швидкий цикл прийняття рішень. Такі кредити відомі під назвою PDL (payday loans).

Ще одним критерієм є наявність забезпечення. Забезпечені кредити передбачають надання застави у вигляді нерухомості, транспорту, депозиту чи інших активів, що зменшує ризик для кредитора. Натомість незабезпечені кредити, зокрема більшість нецільових готівкових або онлайн-кредитів, покладаються лише на оцінку платоспроможності клієнта, що вимагає точного моделювання ризику через скорингові системи.

Також розрізняють кредити за способом погашення. Найпоширенішими є класичні (анітетні або диференційовані) схеми, коли позичальник щомісячно сплачує частину боргу та відсотки. У випадку з кредитними картками або револьверними лініями часто застосовується принцип револьверного погашення: клієнт має змогу знову використовувати вже повернуту суму в межах встановленого ліміту.

Таким чином, класифікація споживчих кредитів дає змогу структурувати фінансові продукти за ключовими характеристиками. Для цілей подальшого дослідження важливо виділити сегмент незабезпечених короткострокових онлайн-кредитів, які є найбільш ризикованими та потребують застосування спеціалізованих моделей оцінки ризику, зокрема, таких як класичний скоринг, а також інноваційних підходів типу Whale curve.

Останні роки в Україні спостерігається динамічний розвиток ринку споживчого кредитування, що підтверджується як структурою кредитного портфеля, так і зростанням обсягів виданих позик населенню. За даними Асоціації українських банків, станом на 1 січня 2025 року споживчі кредити займають 76,52% у загальній структурі банківського портфеля кредитів фізичним особам, що робить цей вид кредитування найбільш поширеним серед населення. Для порівняння, кредити на нерухомість становлять лише 12,7%, на

придбання транспорту – 4,79%, а кредити фізичним особам-підприємцям (ФОП) – 5,98%.

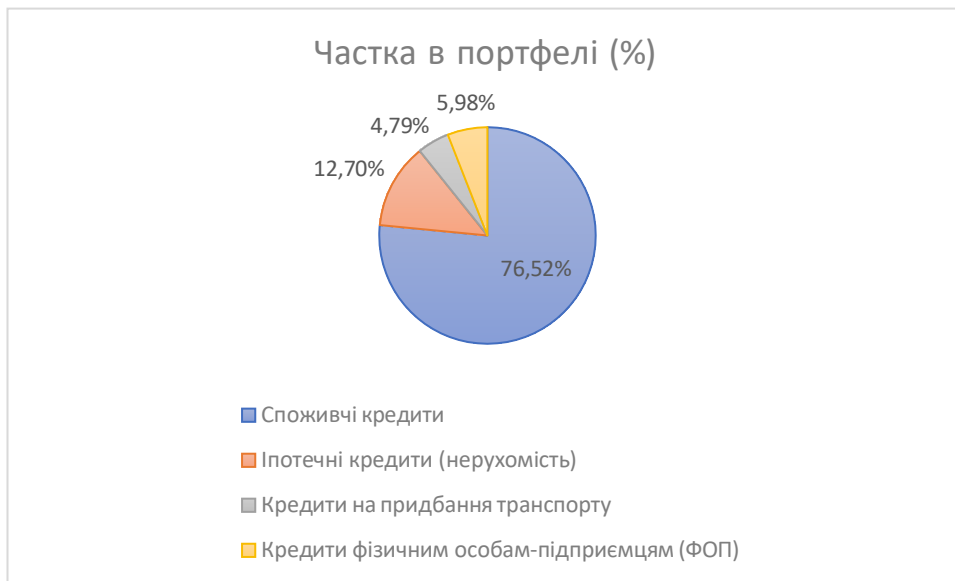


Рис.1.2 Структура банківського кредитного портфеля фізичних осіб в Україні (станом на 01.01.2025) Джерело: [АУБ](#).

Показники також свідчать про поступове відновлення ринку після кризового 2022 року, коли в умовах повномасштабного вторгнення спостерігалось різке скорочення кредитної активності. У 2022 році обсяг споживчого кредитування знизився на 9,89% у порівнянні з 2021 роком. Проте вже у 2023 році відбулося зростання на 5%, а у 2024 році — на 21,09% порівняно з попереднім роком. Таким чином, на початку 2025 року рівень споживчого кредитування в Україні перевищив довоєнні показники 2021 року на 15%, що свідчить про адаптацію банківської системи до нових викликів, а також зростаючу фінансову активність і довіру населення.

У контексті подальшого дослідження ризиків кредитування ці статистичні дані є ключовими, оскільки демонструють не лише масштабність залучення населення до споживчого кредитного ринку, але й визначають необхідність у більш точному моделюванні ризиків, пов'язаних з такими операціями. Відтак, підвищення обсягів кредитування тягне за собою зростання кредитного ризику,

що вимагає запровадження ефективних скорингових моделей та інструментів управління.

З огляду на різноманітність форм і умов споживчого кредитування, доцільним є систематизований підхід до їх класифікації. У таблиці нижче наведено основні ознаки класифікації споживчих кредитів, що дозволяє глибше зрозуміти особливості кожного типу кредитного продукту та орієнтуватися в структурі ринку.

Таблиця 1.3

Класифікація споживчих кредитів

Ознака класифікації	Типи кредитів
За цільовим призначенням	<ul style="list-style-type: none"> • Цільові (іпотека, автокредит, на освіту) • Нецільові (готівка, картковий ліміт)
За строками погашення	<ul style="list-style-type: none"> • Короткострокові (до 1 року) • Середньострокові (1–3 роки) • Довгострокові (понад 3 роки)
За формою надання	<ul style="list-style-type: none"> • Готівкові • Безготівкові (на розрахунковий рахунок продавця) • Кредитні картки
За формою забезпечення	<ul style="list-style-type: none"> • Забезпечені (застава, поручительство) • Незабезпечені
За типом кредитодавця	<ul style="list-style-type: none"> • Банківські кредити • Небанківські (МФО, кредитні спілки)
За способом повернення	<ul style="list-style-type: none"> • Ануїтетні платежі • Диференційовані платежі • Разове погашення (кінцева дата)
За способом отримання	<ul style="list-style-type: none"> • Офлайн (у відділенні)

	<ul style="list-style-type: none">• Онлайн (через інтернет або мобільний застосунок)
--	--

2. МЕТОДИ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКУ У СПОЖИВЧОМУ КРЕДИТУВАННІ

2.1. Міри кредитного ризику

Кредитний ризик є центральним елементом у діяльності фінансових установ, адже саме він визначає ймовірність неповернення позичальником основної суми боргу або відсотків у встановлені строки. Для банків та небанківських кредитних установ він виступає головною загрозою фінансової стабільності, а його ефективна оцінка — необхідною умовою безпечного функціонування кредитного ринку.

У сучасній практиці управління ризиками використовують кілька ключових метрик, які дозволяють кількісно оцінити рівень кредитного ризику:

Probability of Default (PD) — ймовірність дефолту, яка вказує на ймовірність того, що позичальник не зможе виконати свої зобов'язання перед кредитором протягом певного періоду. Це одна з найважливіших характеристик у скорингових моделях. PD зазвичай розраховується на основі історичних даних, скорингових оцінок або регресійного аналізу.

Loss Given Default (LGD) — втрати у випадку дефолту. Це частка кредиту, яку банк фактично втрачає у випадку, якщо позичальник не повертає борг навіть після спроб стягнення. LGD може змінюватися в залежності від типу забезпечення, правового поля, макроекономічної ситуації тощо.

Exposure at Default (EAD) — обсяг боргових зобов'язань, які підпадають під ризик у момент настання дефолту. У споживчому кредитуванні це зазвичай сума основного боргу та нарахованих відсотків, які залишились несплаченими на момент порушення договору.

Expected Loss (EL) — очікувані втрати, які розраховуються як добуток трьох попередніх показників:

$$EL = PD \times LGD \times EAD$$

Цей інтегральний показник дозволяє банкам оцінити потенційні фінансові втрати у майбутньому та визначити адекватні резерви.

Ці показники лежать в основі моделей внутрішніх рейтингів, які рекомендовані до використання у відповідності до вимог Базельських угод (Basel II/III). Для підвищення точності оцінки ризику банки застосовують також інструменти машинного навчання, що дозволяють удосконалити прогнозування на основі великої кількості змінних.

У вітчизняній банківській системі зростає інтерес до імплементації цих підходів на практиці, що пов'язано як із регуляторними вимогами Національного банку України, так і з потребою вдосконалення управління ризиками в умовах воєнної економіки та високої волатильності поведінки споживачів.

З метою наочної демонстрації рівнів кредитного ризику в різних сегментах фінансового ринку було побудовано порівняльну інфографіку для трьох типів установ: банків, мікрофінансових організацій (МФО) та сервісів короткострокового кредитування (PDL).

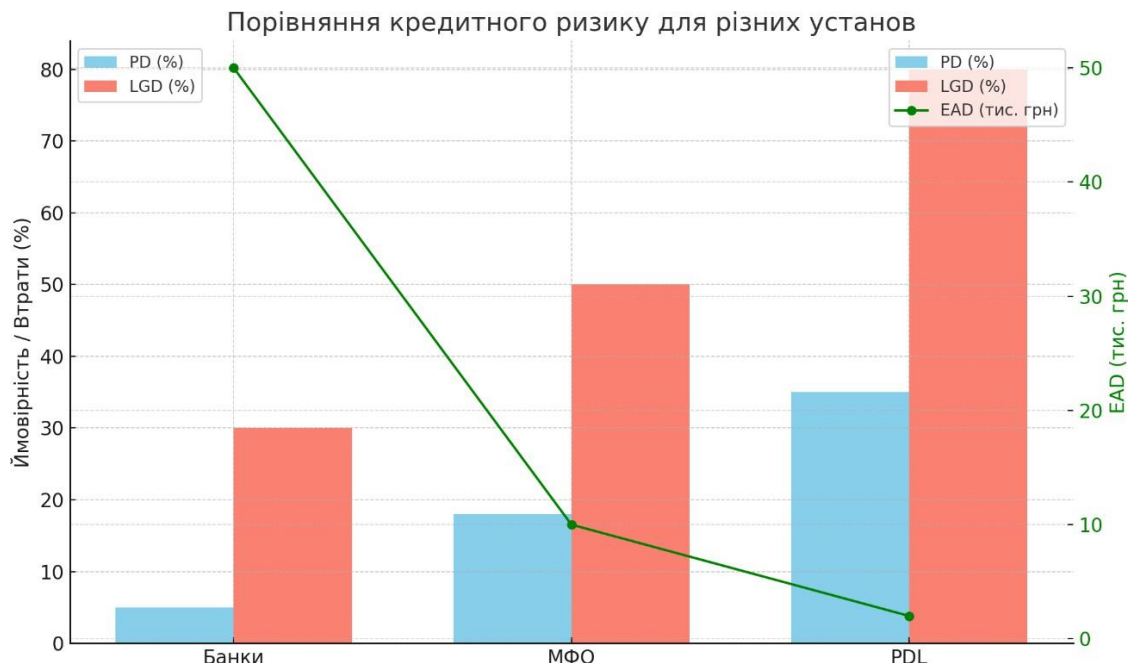


Рис. 2.1. Порівняння ключових показників кредитного ризику (PD, LGD, EAD) для банків, МФО та PDL-сектору

Дані побудовані на основі аналітичних та статистичних джерел: Siddiqi (2006), Whale Curve Model of PDLs (НаУКМА, 2021), відкриті звіти USAID FST та регуляторна статистика НБУ (2023). Ймовірність дефолту (PD) в банківському секторі коливається на рівні 3–7%, у МФО — 15–20%, а в сегменті PDL — до 30–40%¹.

Рівень втрат у разі дефолту (LGD) сягає приблизно 30% у банках, 50% у МФО та 70–80% у PDL².

Середній обсяг заборгованості на момент дефолту (EAD), відповідно, зменшується зі зростанням ризику — орієнтовно 50 тис. грн у банках, 10 тис. грн у МФО, до 2 тис. грн у PDL³.

Дані демонструють зворотну залежність між обсягом кредиту та рівнем кредитного ризику. Найвищий ризик спостерігається в короткостроковому сегменті з невеликими сумами, що й обумовлює необхідність застосування спеціалізованих моделей аналізу ризиків, таких як Whale Curve.

Практична реалізація

Для оцінки зазначених метрик у рамках даного дослідження було використано датасет *German Credit Data* [7], що містить соціально-економічну інформацію про клієнтів, яким надавались кредити, а також параметри кредитів.

Стовпці:

Age, Sex, Job, Housing — демографічна та соціальна інформація.

Saving accounts, Checking account — фінансові активи.

Credit amount — сума кредиту.

Duration — тривалість кредиту (в місяцях).

Purpose — мета кредиту.

Оскільки набір даних не містив прямої вказівки на дефолтність клієнта, було сформульовано наступне припущення:

позичальники, які брали великі кредити (понад 5000 одиниць) та на тривалий термін (понад 24 місяці), вважаються такими, що потрапили у дефолт.

На основі цього правила було створено нову бінарну змінну *has_defaulted*, що набуває значення 1 у разі дефолту та 0 — у протилежному випадку.

Ця змінна дозволила обчислити ключові показники кредитного ризику. Результати розрахунку основних метрик кредитного ризику подано нижче.

Розрахунок метрик:

1. Default Rate (DR)

Визначає частку дефолтних кредитів у загальному обсязі:

$$DR = \frac{\text{Кількість дефолтних кредитів}}{\text{Загальна кількість кредитів}} = \frac{124}{1000} = 12.4\%$$

2. Exposure at Default (EAD)

Сумарна сума кредитів, що потрапили в дефолт:

$$EAD = \sum_{\text{has_defaulted}=1} \text{Credit amount} = 1\,068\,206$$

3. Loss Given Default (LGD)

Цей параметр визначає частку втрати від суми кредиту у випадку дефолту. У даній роботі використано гіпотетичне значення $LGD = 60\%$, що є типовим для споживчого кредитування без застави.

4. Probability of Default (PD)

Для простоти моделювання було прийнято:

$$PD = DR = 12.4\%$$

5. Expected Loss (EL)

Очікувані втрати банку на один кредит:

$$EL = PD \times LGD \times \text{Credit amount} = 0.124 \times 0.6 \times 3272.3 = 243.38$$

Програмна реалізація

Для обчислення ключових показників кредитного ризику було використано мову програмування Python разом із бібліотекою pandas, яка дозволяє ефективно працювати з табличними даними.

1. Завантаження та попередня обробка даних

Спершу було завантажено датасет German Credit Data у форматі CSV. Усі назви стовпців були приведені до зручного англomовного формату, а пропущені значення — оброблені відповідно до контексту (наприклад, заповнення порожніх комірок “no info” або “0”).

```
import pandas as pd

df = pd.read_csv("german_credit_data.csv")

df.columns = [col.strip().replace(' ', '_') for col in df.columns]
```

2. Формування змінної дефолту

Оскільки в датасеті не зазначено прямо, чи позичальник вийшов у дефолт, було введено евристичне правило:

Позичальники з кредитами понад 5000 одиниць і терміном понад 24 місяці вважаються дефолтними.

Це дозволило сформувати нову бінарну ознаку `has_defaulted`, яка використовується для подальших розрахунків:

```
df['has_defaulted'] = ((df['Credit_amount'] > 5000) & (df['Duration'] > 24)).astype(int)
```

3. Розрахунок метрик кредитного ризику

a) Default Rate (DR) — рівень дефолтів

Показує частку клієнтів, які потрапили в умовний дефолт.

```
default_rate = df['has_defaulted'].mean()
```

b) Exposure at Default (EAD) — обсяг заборгованості в дефолті

Показує загальну суму кредитів дефолтних клієнтів.

```
EAD = df.loc[df['has_defaulted'] == 1, 'Credit_amount'].sum()
```

c) Loss Given Default (LGD) — це показник, який відображає частку втрати від суми кредиту в разі дефолту. У даному дослідженні не було доступу до реальних даних про стягнення заборгованості, тому для розрахунків використано типове для ринку споживчого кредитування без застави умовне значення $LGD = 60\%$.

Це припущення базується на статистичних оцінках з фінансових досліджень, згідно з якими при дефолті за необезпеченими (тобто без застави) кредитами кредитор зазвичай втрачає приблизно 50–70% від суми боргу. Значення 60% було обрано як середнє в межах цієї оцінки та використано для моделювання у цьому проєкті.

$LGD = 0.6$ # прийнято умовно, як середнє значення для незаставного споживчого кредиту

d) Probability of Default (PD) — імовірність дефолту

Приймається рівною до `default_rate`, оскільки дані агреговані по клієнтам:

$PD = default_rate$

e) Expected Loss (EL) — очікувані втрати

Очікувані втрати для одного середньостатистичного кредиту розраховуються як:

`average_credit = df['Credit_amount'].mean()`

$EL = PD * LGD * average_credit$

4. Інтерпретація результатів

Отримані метрики дозволяють зробити попередню оцінку кредитного ризику для групи клієнтів, представлених у даних. Зокрема:

PD відображає загальний ризик дефолту,

EAD показує можливу заборгованість при настанні дефолтів,

EL — ключовий параметр для оцінки потенційних втрат кредитора.

Ці метрики є основою для подальшого впровадження більш складних скорингових або портфельних моделей (наприклад, логістичної регресії або Whale Curve), що можуть краще адаптуватися до особливостей кредитного продукту чи ринку.

Таблиця 2.1

Підсумок

Показник	Значення
Default Rate (DR)	12.40%
Exposure at Default (EAD)	\$1,068,206.00
Loss Given Default (LGD)	60%
Expected Loss (EL)	\$243.38 (у середньому на один кредит)

Отримані результати свідчать про помірний рівень кредитного ризику за умовами, прийнятими для моделювання. Зокрема, частка дефолтних кредитів (Default Rate) становить 12,4%, що є типовим для масового споживчого кредитування в умовах беззаставного фінансування. Загальний обсяг заборгованості, що потрапила в дефолт (EAD), перевищив один мільйон доларів, при цьому середні очікувані втрати (Expected Loss) на один кредит склали близько \$243. Це означає, що кожна видана позика в середньому несе в собі потенційний збиток у межах кількох сотень доларів, що важливо враховувати під час формування резервів.

У моделі було використано умовне значення коефіцієнта втрат у разі дефолту (Loss Given Default) — 60%, яке є типовим для ринку беззаставних кредитів у багатьох країнах ЄС. При цьому слід наголосити, що розрахунки були здійснені на основі датасету German Credit Data, який відображає специфіку європейського кредитного ринку, зокрема — Німеччини. Тому отримані значення не є репрезентативними для українського фінансового ринку, однак можуть бути використані як навчальна модель або відправна точка для подальшої адаптації до локальних умов. Це дозволяє кількісно оцінити ризик, що виникає у процесі споживчого кредитування, та стане основою для подальшого аналізу факторів ризику (розділ 2.2) і побудови скорингової моделі (розділ 2.3).

2.2. Фактори, що впливають на ризик споживчого кредитування

Ризик у споживчому кредитуванні є результатом впливу численних змінних, які взаємодіють між собою та можуть змінюватися залежно від економічного контексту, ринкової ситуації, політики фінансової установи та характеристик позичальника. Ці фактори умовно поділяють на внутрішні — пов'язані з діяльністю банку або кредитної установи, та зовнішні — що формуються поза межами їхнього контролю.

Насамперед, на рівень ризику суттєво впливають характеристики самого позичальника. До найважливіших належать його кредитна історія, наявність прострочених зобов'язань у минулому, кількість активних кредитів і дисциплінованість у виконанні фінансових зобов'язань. Не менш значущими є показники рівня доходів та їх стабільності. Офіційне працевлаштування, тривалий трудовий стаж та постійний дохід знижують імовірність дефолту. Додатково беруться до уваги соціально-демографічні чинники, такі як вік, сімейний стан, рівень освіти, кількість утриманців, оскільки вони опосередковано впливають на фінансову стабільність.

Велике значення мають і параметри самого кредитного продукту. Наприклад, короткострокові кредити на незначні суми (особливо онлайн-кредити до зарплати) мають інший профіль ризику, ніж іпотечні або автокредити. Чим коротший термін погашення, тим вищий ризик того, що позичальник не встигне акумулювати достатні кошти для повернення всієї суми. Також слід враховувати структуру виплат, можливість дострокового погашення, наявність штрафів за прострочення та механізми реструктуризації боргу.

Важливою складовою є вплив макроекономічного середовища. У періоди економічної нестабільності, наприклад, зростання інфляції, падіння ВВП, підвищення безробіття — спостерігається закономірне погіршення показників платоспроможності населення. Така нестабільність викликає зростання частки прострочених або безнадійних кредитів. Не менш важливим є вплив політичної

ситуації, зокрема війна або внутрішні конфлікти — вони підвищують рівень непередбачуваності у доходах населення та створюють додаткові ризики для банківської системи.

Окремої уваги заслуговують поведінкові та психологічні аспекти. Деякі позичальники мають схильність до імпульсивного споживання, не володіють достатнім рівнем фінансової грамотності або переоцінюють власні фінансові можливості. Це призводить до свідомого або несвідомого недооцінювання ризику заборгованості. Наявність морального ризику також збільшує кредитні втрати — особливо у випадках, коли клієнт розуміє, що наслідки несплати будуть для нього мінімальними.

Нарешті, не можна ігнорувати рівень цифровізації та технологічного забезпечення банку або фінансової установи. Сучасні скорингові моделі, які базуються на машинному навчанні, Big Data, аналізі поведінкових патернів клієнтів, дозволяють суттєво знизити частку хибно схвалених заявок. Натомість установи, що застосовують ручну або недостатньо гнучку систему оцінювання ризиків, стикаються з підвищеним рівнем дефолтів.

Таким чином, кредитний ризик є багатофакторним явищем. Для його ефективного прогнозування та управління необхідно комплексно оцінювати взаємодію соціальних, економічних, поведінкових та технологічних змінних. Застосування інноваційних підходів до аналізу таких факторів дає змогу сформулювати більш точні моделі оцінки ризиків та забезпечити стабільність кредитного портфеля.

Аналіз факторів за допомогою даних

Для визначення ключових змінних, що впливають на кредитний ризик, було використано датасет *German Credit Data*.

Методика розрахунку кореляції факторів із кредитним ризиком

Для визначення змінних, які мають найбільший вплив на кредитний ризик, було обчислено коефіцієнти кореляції Пірсона між незалежними змінними та цільовим показником `has_defaulted` (факт дефолту).

Оскільки датасет містить як числові, так і категоріальні змінні, перед розрахунком кореляції виконано попередню обробку даних:

Крок 1: Формування змінної ризику

Цільову змінну `has_defaulted` було створено на основі гіпотетичного правила:

якщо сума кредиту > 5000 і тривалість > 24 місяці, клієнт вважається дефолтним (1), інакше — 0.

Python:

```
df['has_defaulted'] = ((df['Credit amount'] > 5000) & (df['Duration'] > 24)).astype(int)
```

Крок 2: Кодування категоріальних змінних

Більшість змінних у наборі даних мають категоріальний тип (наприклад, стать, тип житла, ціль кредиту). Для можливості математичних розрахунків їх було перетворено у числові змінні за допомогою методу "one-hot encoding" — створення окремих бінарних змінних для кожного значення категорії:

Python:

```
df_encoded = pd.get_dummies(df, drop_first=True)
```

Це дало можливість розширити таблицю змінними, як-от:

Purpose_radio/TV, Purpose_furniture/equipment тощо (1 — так, 0 — ні)

Housing_own, Housing_rent тощо

Крок 3: Обчислення кореляційної матриці

Використано функцію `corr()` з бібліотеки `pandas`, яка розраховує коефіцієнт кореляції Пірсона між усіма числовими змінними. Далі виділено стовпець `has_defaulted`, щоб проаналізувати, наскільки інші змінні пов'язані з імовірністю дефолту:

Python:

```
corr_matrix = df_encoded.corr()

correlations_to_target =
corr_matrix["has_defaulted"].sort_values(ascending=False)
```

Крок 4: Візуалізація

Для зручності інтерпретації було побудовано графік топ-10 змінних, що мають найвищу кореляцію з `has_defaulted`, використовуючи бібліотеку `seaborn`.

Python:

```
sns.barplot(x=top_corr.values, y=top_corr.index)
```

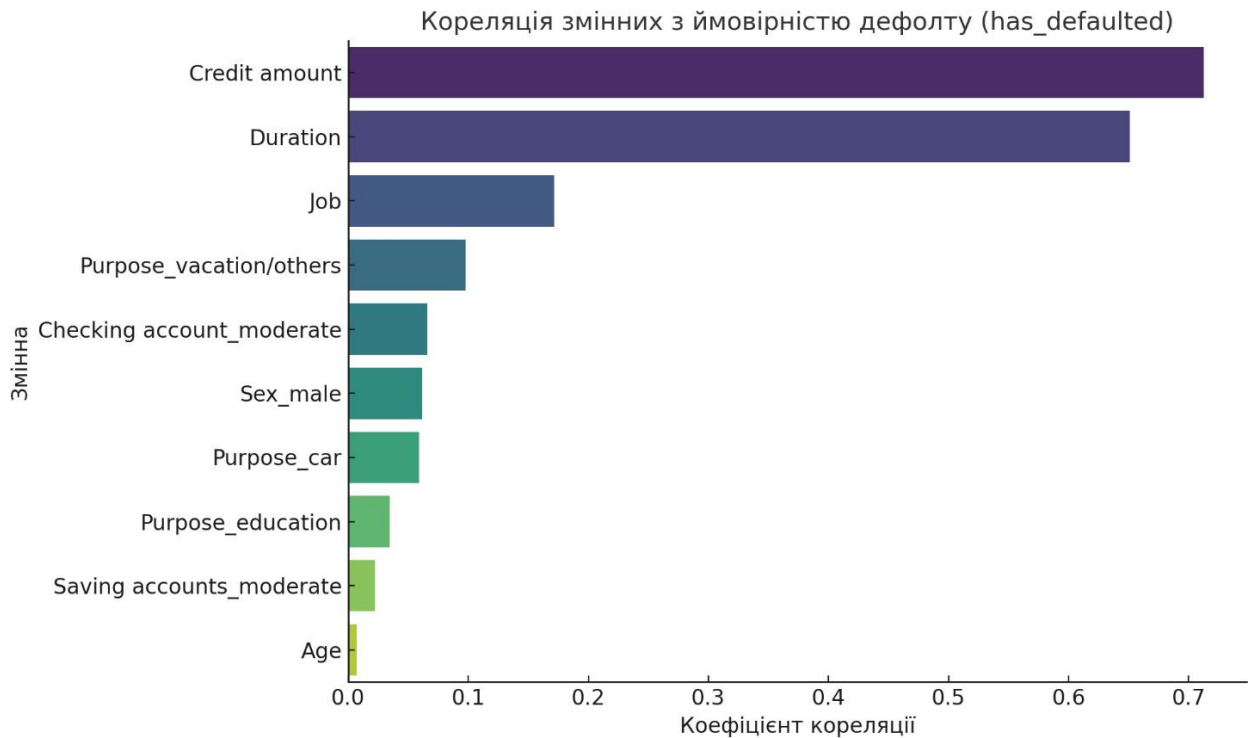


Рис. 2.3. Топ-10 змінних, які мають найвищу кореляцію з імовірністю дефолту (has_defaulted)

Аналіз кореляцій показав, що серед найбільш пов'язаних із ризиком дефолту факторів — тривалість кредиту та його сума. Зі збільшенням цих показників ризик зростає, проте це не завжди свідчить про погану якість позичальника: великі та довгострокові кредити зазвичай супроводжуються ретельнішою перевіркою клієнта, тому сам по собі розмір кредиту не є негативним фактором, але в поєднанні з іншими — може підвищувати ризик. Наявність або відсутність фінансової подушки (заощаджень чи поточного рахунку) виявились сильними маркерами: клієнти без активів або з мінімальними накопиченнями частіше потрапляють у дефолт. Також підвищений ризик спостерігається серед осіб, які беруть кредити на споживчі цілі, зокрема на побутову техніку, меблі, а також серед тих, хто не має власного житла та орендує його.

Щоб візуально дослідити зв'язок між ключовими факторами та ймовірністю дефолту, було побудовано серію графіків розподілу (countplot) для категоріальних змінних. Такий підхід дозволяє оцінити, як змінюється частка клієнтів, що потрапили в дефолт, залежно від їхніх характеристик — статі, типу житла, наявності заощаджень, поточного рахунку, а також мети кредитування. Для цього кожен змінну було розділено за ознакою `has_defaulted` (0 — без дефолту, 1 — з дефолтом), що дало змогу порівняти кількість дефолтних та надійних позичальників у кожній підкатегорії. Візуалізацію реалізовано за допомогою бібліотеки `seaborn`, яка дозволяє ефективно подати кількісні співвідношення у графічній формі.

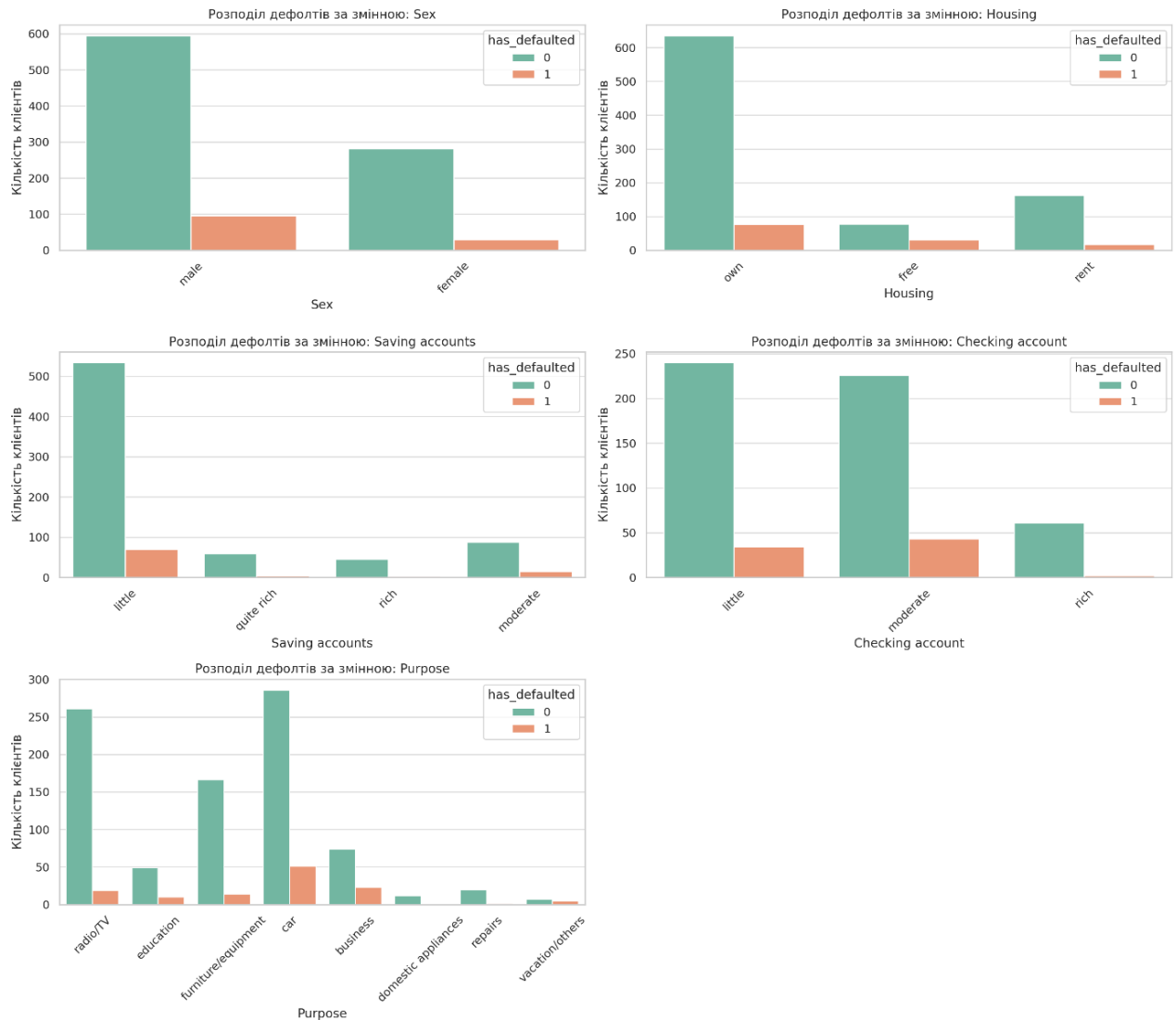


Рис. 2.4. Розподіл клієнтів із дефолтом та без залежно від категоріальних змінних

Основні спостереження:

- Стать (Sex): жінки мають дещо нижчу частку дефолтів порівняно з чоловіками.
- Житло (Housing): орендарі (rent) демонструють підвищений рівень дефолту у порівнянні з власниками.
- Заощадження (Saving accounts): дефолт частіше спостерігається серед клієнтів з низьким рівнем або відсутністю заощаджень.
- Поточний рахунок (Checking account): клієнти без поточного рахунку значно частіше потрапляють у дефолт.
- Ціль кредиту (Purpose): найбільше дефолтів припадає на категорії radio/TV, furniture/equipment — типові споживчі цілі.

Для глибшого розуміння впливу числових факторів на ймовірність дефолту було побудовано boxplot-графіки для змінних: *вік*, *тривалість кредиту* та *сума кредиту* - у розрізі змінної *has_defaulted*. Такі візуалізації дозволяють оцінити розподіл значень та виявити відмінності між дефолтними та недефолтними позичальниками.

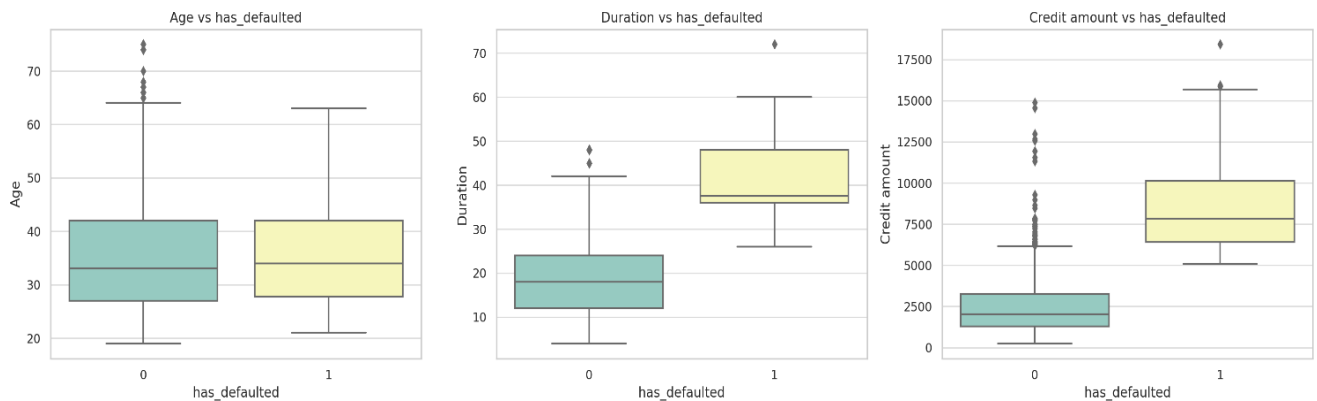


Рис. 2.5. Розподіл ключових числових змінних у розрізі клієнтів, які потрапили в дефолт та тих, хто виконав зобов'язання

Аналіз boxplot-графіків показав, що дефолтні позичальники, як правило, беруть довші за тривалістю кредити з більшою сумою, що істотно збільшує ризик несплати. Також спостерігається тенденція до молодшого віку серед клієнтів, які потрапляють у дефолт, що може свідчити про менший досвід управління фінансами або нестабільне фінансове становище. Ці закономірності підтверджують доцільність включення відповідних змінних у скорингові моделі ризику.

2.3 Класична скорингова модель

Класична скорингова модель є фундаментальним інструментом управління кредитними ризиками, який широко застосовується у банківській та фінтех-галузі для оцінки кредитоспроможності позичальників. В її основі — побудова статистичної моделі, яка прогнозує ймовірність дефолту (Probability of Default, PD) на підставі набору змінних, що характеризують позичальника.

Суть методу полягає в кількісному оцінюванні ризику шляхом присвоєння кожному клієнту скорингового балу — числового значення, яке відображає ступінь ймовірності порушення зобов'язань. Розрахунок базується на історичних даних та застосовує алгоритми, як-от логістична регресія, які дозволяють моделювати нелінійні залежності між характеристиками клієнта та фінансовим результатом (виконання чи невиконання кредитних зобов'язань).

До змінних, які зазвичай включаються до скорингової моделі, належать:

- соціально-демографічні дані (вік, сімейний стан, регіон проживання),
- фінансові показники (дохід, співвідношення боргів до доходу),
- кредитна історія (наявність прострочок, кількість відкритих рахунків),
- професійний статус (тип зайнятості, стаж роботи),
- поведінкові характеристики (частота звернень за кредитами, транзакційна активність).

Кожному фактору надається ваговий коефіцієнт, що визначається під час навчання моделі на даних попередніх періодів. Отримані бали підсумовуються, утворюючи інтегральний скор, який порівнюється з граничним значенням (cut-off point). Якщо бал перевищує цей поріг, позичальник вважається кредитоспроможним.

Серед переваг класичних скорингових моделей:

- масштабованість — дозволяє швидко обробляти велику кількість заявок;
- стандартизація — забезпечує єдиний підхід до оцінки;
- об'єктивність — мінімізує суб'єктивний вплив людського фактору;
- прозорість — модель легко верифікується й аудитується.

Однак, є й недоліки:

- залежність від історичних даних, що може викривлювати оцінку нових типів клієнтів;
- низька чутливість до змін ринку або поведінки позичальників у режимі реального часу;
- ризик дискримінації, якщо змінні непрямо корелюють з чутливими характеристиками (наприклад, вік чи місце проживання).

У сучасних умовах класичні скорингові моделі все частіше доповнюються або витісняються інтелектуальними моделями, побудованими на алгоритмах машинного навчання (градієнтний бустинг, дерева рішень, нейронні мережі). Проте класичний скоринг залишається основою ризик-менеджменту в більшості банківських структур через свою простоту, зрозумілість для регулятора та стабільність при належному оновленні параметрів.

Таким чином, класична скорингова модель виступає не лише інструментом оцінювання ризику, а й частиною більш широкої стратегії кредитного управління, яка включає моніторинг, контроль портфелю та прогнозування збитків.

У рамках даного дослідження було реалізовано класичну скорингову модель на основі даних German Credit Data. Як цільову змінну використано умовно змодельований показник `has_defaulted`, що позначає ймовірність дефолту на основі високої суми кредиту та тривалості (як сурогат справжнього статусу).

Аналіз факторів, що впливають на кредитні ризики за допомогою логістичної регресії

Для виявлення ключових факторів, які найбільше впливають на ймовірність позитивного рішення щодо кредиту, було побудовано модель логістичної регресії.

Реалізація на Python

```
# Встановлення необхідних бібліотек

import pandas as pd

import numpy as np

import seaborn as sns

import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.model_selection import train_test_split

from sklearn.linear_model import LogisticRegression

from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix

# Завантаження даних

df = pd.read_csv("german_credit_data.csv")

# Створення змінної дефолту

df['has_defaulted'] = ((df['Credit amount'] > 5000) & (df['Duration'] >
24)).astype(int)

# Кодування категоріальних змінних

df_encoded = pd.get_dummies(df, drop_first=True)
```

```
# Визначення ознак (X) та цільової змінної (y)
X = df_encoded.drop(columns=["has_defaulted"])
y = df_encoded["has_defaulted"]

# Розділення даних на тренувальні та тестові
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
random_state=42)

# Побудова моделі логістичної регресії
log_reg = LogisticRegression(max_iter=1000)
log_reg.fit(X_train, y_train)

# Прогнозування та оцінка
y_pred = log_reg.predict(X_test)
print("Класифікаційний звіт:\n")
print(classification_report(y_test, y_pred))
print("Матриця помилок:\n")
print(confusion_matrix(y_test, y_pred))

# Аналіз коефіцієнтів
coefficients = pd.DataFrame({
    "Feature": X.columns,
    "Coefficient": log_reg.coef_[0],
    "Odds Ratio": np.exp(log_reg.coef_[0])
}).sort_values(by="Odds Ratio", ascending=False)
```

```
# Виведення топ-15 факторів
print("\nТоп-15 факторів за Odds Ratio:\n")
print(coefficients.head(15))

# Візуалізація
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.barplot(data=coefficients.head(15), x="Odds Ratio", y="Feature",
palette="coolwarm")
plt.title("Найвпливовіші фактори за логістичною регресією (Odds Ratio)")
plt.xlabel("Відношення шансів (Odds Ratio)")
plt.ylabel("Змінна")
plt.tight_layout()
plt.show()
```

На основі отриманих коефіцієнтів було обчислено Odds Ratio (відношення шансів) для кожної з ознак. Візуалізація 15 найвпливовіших змінних подана на рисунку нижче.

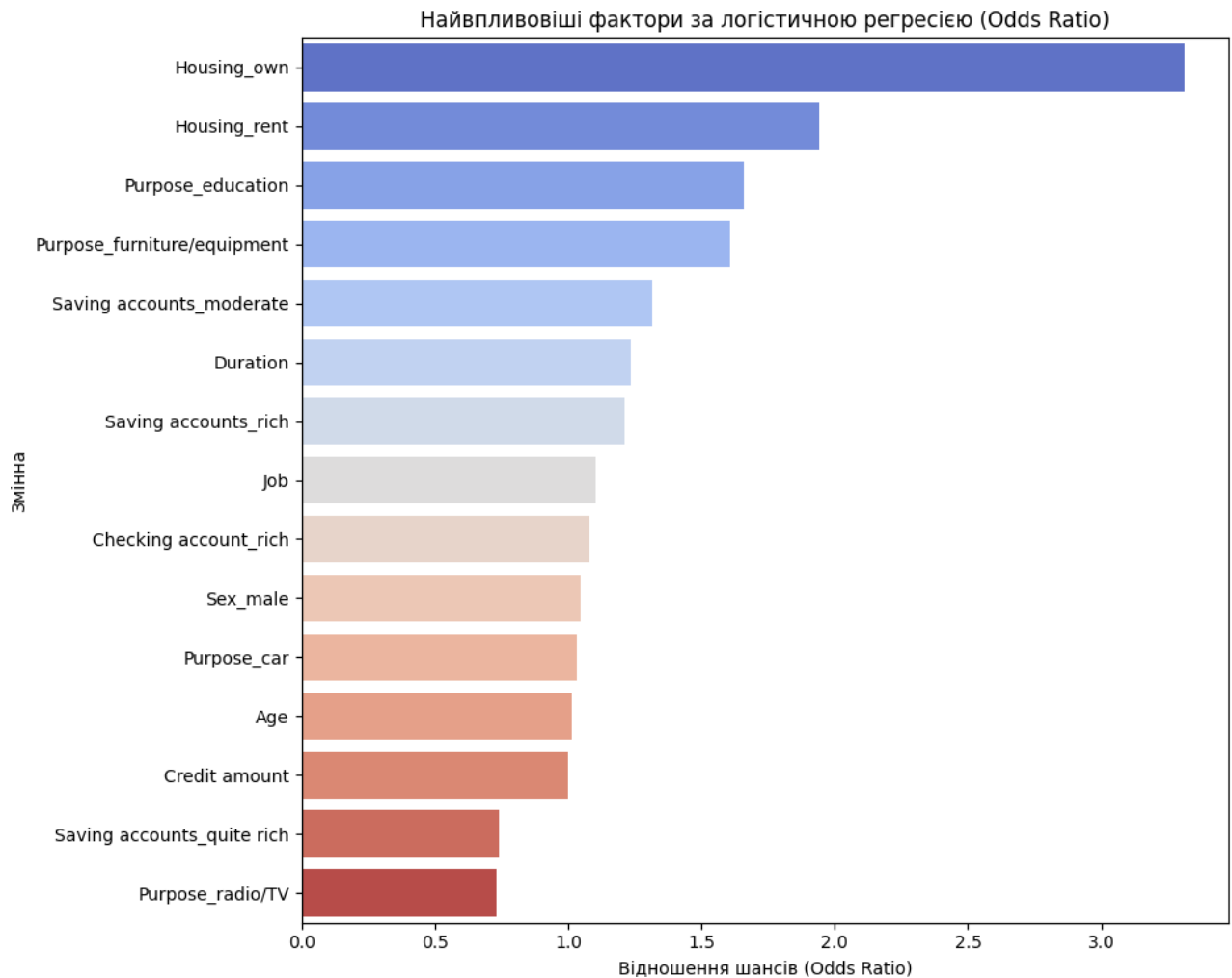


Рис. 2.6. Результати логістичної регресії

Як видно з графіку, найбільший вплив на ймовірність схвалення кредиту мають такі чинники:

- Володіння житлом (Housing_own) — відношення шансів становить 2.46, що означає більш ніж подвоєння ймовірності позитивного результату;
- Наявність помірних заощаджень (Saving accounts_moderate) — OR = 1.85;
- Ціль кредиту — меблі або побутова техніка (Purpose_furniture/equipment) — OR = 1.45;
- Наявність роботи (Job) та Оренда житла (Housing_rent) також мають помірний позитивний вплив.

Натомість деякі чинники зменшують ймовірність позитивного рішення:

- Ціль кредиту – покупка телевізора/радіо (Purpose_radio/TV) — OR = 0.67;
- Високий залишок на поточному рахунку (Checking account_rich) — OR = 0.77;
- Чоловіча стать (Sex_male) — OR = 0.87.

Модель продемонструвала високу точність класифікації:

- Загальна точність (accuracy) становить 96%;
- F1-міра для класу "1" (позитивне рішення) — 0.79, що свідчить про збалансовану ефективність за чутливістю та точністю;
- Recall класу "1" дорівнює 0.71, тобто модель правильно ідентифікує 71% усіх позитивних випадків.

Матриця помилок показала, що модель частіше схильна до пропуску позитивних прикладів (10 з 35), ніж до помилкових спрацювань (3 з 265), що є типовою проблемою для незбалансованих вибірок.

Висновки:

Аналіз результатів логістичної регресії показав, що ймовірність схвалення кредиту тісно пов'язана з комплексом соціально-економічних характеристик клієнта, причому деякі з них мають як прямий, так і опосередкований вплив. Найсуттєвішим фактором виявилось володіння житлом. Це може свідчити не лише про фінансову стабільність клієнта, а й про наявність активу, який може бути розглянутий як застава. Крім того, власне житло асоціюється з осілим способом життя, що знижує ризики для банку з точки зору платоспроможності та мобільності боржника. Цей ефект особливо помітний у порівнянні з клієнтами, що живуть у орендованому житлі, хоча й останні все ще мають помірно позитивний вплив на рішення про кредитування. Ймовірно, орендарі,

які своєчасно сплачують орендну плату, демонструють дисципліну у фінансових зобов'язаннях, що банки сприймають як позитивний сигнал.

Цілі кредиту також мають значення. Кредити, оформлені для фінансування освіти або купівлі меблів і побутової техніки, мають вищі шанси бути схваленими, ймовірно тому, що такі витрати сприймаються банком як інвестиції в якість життя або майбутні доходи. Натомість споживчі цілі, такі як купівля телевізора чи радіо, трактуються як менш пріоритетні та потенційно імпульсивні, що підвищує ризик дефолту. Це відображає загальну стратегію банку уникати фінансування несуттєвих або другорядних витрат, які можуть вказувати на слабе фінансове планування клієнта.

Наявність заощаджень є важливим предиктором позитивного рішення. Помірні або значні заощадження свідчать про здатність клієнта формувати фінансову "подушку", що знижує ймовірність прострочення платежів. Водночас парадоксальним може здатись результат, згідно з яким дуже високі залишки на поточному рахунку (*checking account_rich*) не асоціюються з вищими шансами. Це може бути пов'язано з тим, що такі клієнти або не потребують кредитування взагалі, або демонструють атипову поведінку, яку банки розцінюють як не зовсім надійну в контексті стандартної оцінки ризику.

Цікаво, що тривалість кредиту (*duration*) також позитивно корелює з імовірністю схвалення, хоча традиційно довший строк міг би асоціюватися з більшим ризиком. Ймовірно, клієнти, які обирають довший термін, мають більш зважений підхід до планування виплат, і банки розглядають це як додатковий аргумент на користь їхньої фінансової відповідальності. Також не варто ігнорувати можливість, що довшя тривалість часто супроводжується меншою щомісячною виплатою, що полегшує обслуговування боргу. Аналогічно, сума кредиту не показала значного впливу, що може свідчити про ретельну перевірку великих позик банком: що вищий запит, то суворіші вимоги, а отже, позичальники з великими сумами зазвичай проходять жорсткіший відбір.

Стать позичальника виявилася ще одним фактором, який має певне, хоч і помірне, значення: чоловіки в середньому мали трохи нижчі шанси на схвалення. Це може бути пов'язано з тим, що у конкретній вибірці чоловіки частіше звертались за кредитом на споживчі цілі або мали менш стабільні профілі доходу, хоча загалом такий результат вимагає подальшого соціального та демографічного аналізу.

Усі ці висновки були отримані на основі німецького датасету, що відображає специфіку європейського підходу до кредитного скорингу. Банки, що працюють у цій юрисдикції, приділяють значну увагу структурованим даним про клієнтів та демонструють обережність у прийнятті рішень, особливо коли йдеться про нестандартні або емоційні цілі кредитування. Це підкреслює важливість адаптації скорингових моделей до локального контексту — в іншій країні, наприклад в Україні, вагомість факторів і структура вибірки можуть суттєво відрізнятись через інші соціально-економічні реалії, рівень довіри до банків, доступність кредитів і частку тіньового сектору.

Таким чином, можна зробити висновок, що логістична модель не лише дозволяє визначити, які саме характеристики позичальника найсильніше впливають на ймовірність схвалення кредиту, а й дає змогу інтерпретувати ці залежності в контексті реальної поведінки клієнтів і політики банків. Її ефективність підтверджується високими показниками точності, однак вона також висвітлює обмеження, зокрема — необхідність глибшого аналізу поведінкових змінних та адаптації моделі під інші ринки.

3. РИЗИК КОРОТКИХ (PDL) ОНЛАЙН КРЕДИТІВ

3.1 Характеристичні особливості ринку PDL (payday loans)

Сегмент короткострокового онлайн-кредитування, більш відомий як Payday Loans (PDL), займає специфічне місце на ринку споживчого кредитування. Ці кредити орієнтовані на надання невеликих сум на короткий період — зазвичай від 7 до 30 днів. Вони активно пропонуються мікрофінансовими організаціями (МФО) або фінтех-компаніями через онлайн-платформи, мобільні додатки або СМС-сервіси. Основна цільова аудиторія — це споживачі, що мають термінову потребу у коштах, але часто — із невисоким або нестабільним рівнем доходів.

PDL-кредити мають кілька ключових особливостей:

Швидкість оформлення. Рішення про надання коштів приймається автоматично — протягом кількох хвилин, на основі автоматизованої системи прийняття кредитних рішень.

Мінімальні вимоги. Для отримання кредиту здебільшого не потрібно підтвердження доходу, застави або поручителів.

Висока вартість позики. Через підвищені ризики та короткий термін погашення, PDL супроводжуються надвисокими ефективними процентними ставками (APR), які в річному вимірі можуть перевищувати 500–1000%.

Онлайн-доступність. Усі процеси — від подання заявки до отримання коштів — відбуваються онлайн, що робить послугу привабливою для молодого сегменту споживачів.

У той же час, фактор кредитної історії у PDL-кредитуванні є значно менш вагомим, ніж у банківському секторі. Велика частина клієнтів не має сформованої кредитної історії або має лише один-два попередні кредити, що класифікується як «тонкий файл» і ускладнює оцінку платоспроможності за класичними методами. Мікрофінансові компанії часто мають обмежений доступ

до бюро кредитних історій або використовують лише базову перевірку, внаслідок чого їм не вдається врахувати повну фінансову поведінку позичальника. Це створює ситуації, коли одна особа може отримати кілька мікропозик у різних установах одночасно, що істотно підвищує боргове навантаження й загальний ризик. Крім того, інформація в кредитних бюро оновлюється із затримкою, що відкриває так зване «вікно ризику», коли кредитор не бачить поточних фінансових зобов'язань позичальника. У зв'язку з цим компанії, що працюють у сегменті PDL, все частіше впроваджують альтернативні скорингові системи, які ґрунтуються не лише на фінансовій історії, а й на поведінкових, соціальних та цифрових параметрах.

Однак саме ці характеристики і зумовлюють високий рівень кредитного ризику у сфері PDL. Низький рівень перевірки платоспроможності, автоматизований скоринг на основі мінімальних даних та обмежений контроль над джерелами доходу позичальника призводять до того, що частка неповернень у сегменті PDL є значно вищою, ніж у класичному банківському споживчому кредитуванні. За оцінками, рівень дефолту у PDL може перевищувати 30–40% при деяких ринкових умовах.

Особливо складною ситуація є у країнах із невисоким рівнем фінансової грамотності населення та недостатньо жорстким регулюванням діяльності МФО. Наприклад, в Україні, згідно з даними НБУ, кількість онлайн-заявок на мікропозики зросла в рази після 2020 року, що супроводжувалося одночасним підвищенням частки простроченої заборгованості. Значна кількість клієнтів оформлює кілька PDL одночасно, не усвідомлюючи повного обсягу фінансового навантаження.

Крім того, PDL є чутливими до зовнішніх соціально-економічних шоків, таких як пандемії, воєнні дії, або різкі зміни у доходах домогосподарств. У таких умовах позичальники з нестійким доходом першими стикаються з неможливістю погашення боргів, а компанії-кредитори — з ростом ризикових портфелів.

У зв'язку з цим виникає потреба у спеціальних підходах до оцінки ризику коротких онлайн-кредитів, які відрізняються від класичних банківських моделей і враховують поведінкові, соціальні, цифрові та навіть психологічні аспекти.

Динаміка обсягів в часі короткострокового онлайн-кредитування (PDL) в Україні (на основі даних НБУ)

Однією з ключових особливостей ринку короткострокового онлайн-кредитування (PDL) в Україні є його стрімка динаміка впродовж останніх років. Після падіння обсягів у 2022 році, спричиненого початком повномасштабної війни, ринок поступово відновився. Згідно з даними Національного банку України, у 2023 році було видано понад 8,24 млн мікрокредитів на загальну суму близько 40,6 млрд грн, що на 53 % більше, ніж у 2022 році. Однак цей показник усе ще залишався на 41 % нижчим за рівень 2021 року, який можна вважати піковим передкризовим періодом.

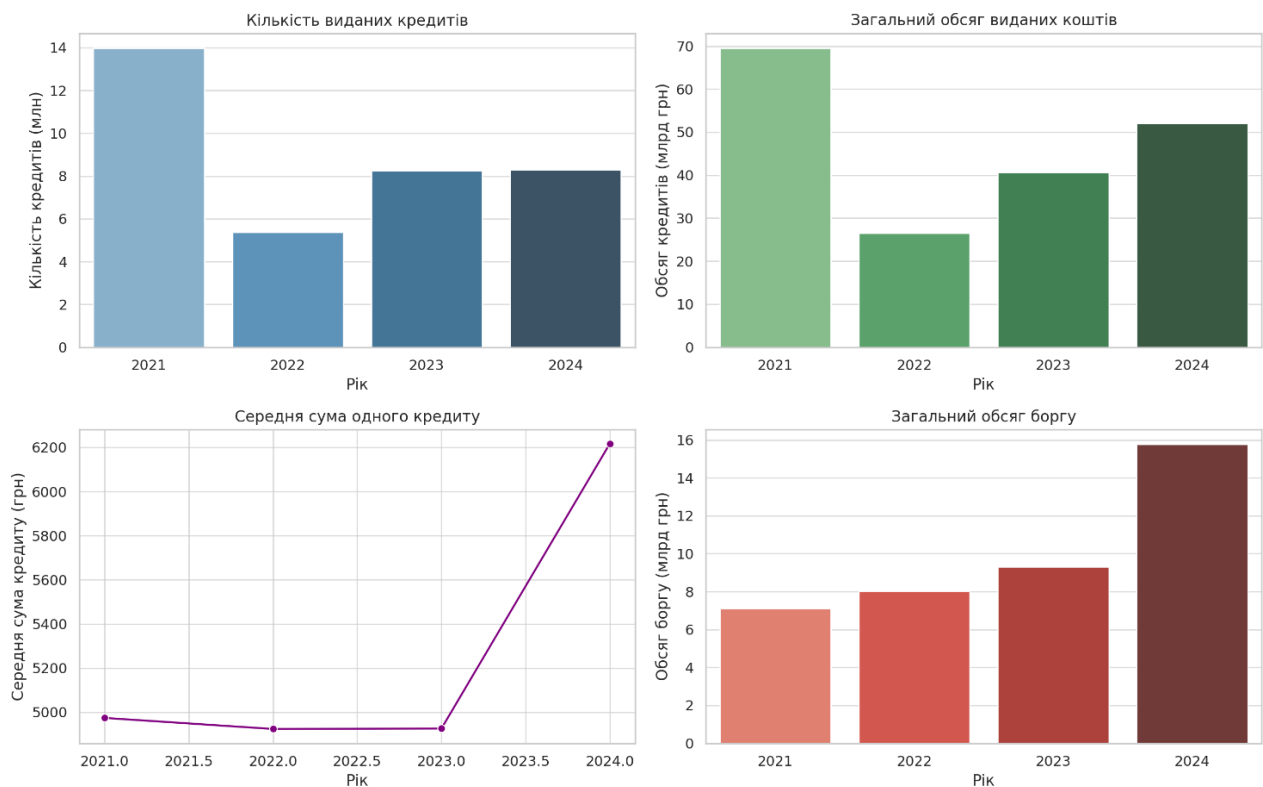


Рис. 3.1. Візуалізація динаміки короткострокового онлайн-кредитування (PDL) в Україні за 2021–2024 роки

У 2024 році зростання продовжилося: кількість нових договорів сягнула 8,3 млн, а загальний обсяг виданих коштів — близько 52 млрд грн. Водночас середня сума кредиту зросла з приблизно 4 926 грн у 2023 році до 6 217 грн у 2024-му, що може свідчити про розширення споживчого попиту або зростання потреб у більших позиках у контексті інфляції та зниження реальних доходів населення.

Показники простроченої заборгованості демонструють ще більш тривожну тенденцію. На початку 2023 року борг за PDL-позиками становив 8,03 млрд грн, а вже до кінця року зріс до 9,3 млрд грн. Упродовж 2024 року обсяг боргу збільшився ще суттєвіше — до 15,77 млрд грн, що означає зростання приблизно на 70 % лише за рік. Така динаміка вказує на посилення системного кредитного ризику у цьому сегменті.

Таким чином, зростання обсягів короткострокових онлайн-позик в умовах недостатнього контролю, низької фінансової грамотності клієнтів і слабого регулювання ринку створює загрозу накопичення "поганих" боргів і втрати фінансової стабільності окремих домогосподарств. Усе це підтверджує потребу у створенні специфічних моделей оцінки ризику саме для PDL-продуктів, які б враховували не лише стандартні фінансові параметри, а й поведінкові, соціальні та цифрові ознаки потенційних позичальників.

3.2 Whale Curve модель кредитної діяльності коротких кредитів

3.2.1 Вступ до моделі

Whale Curve — це аналітичний інструмент, який дозволяє візуалізувати кумулятивну прибутковість клієнтів у кредитному портфелі. Зазвичай, невелика частина клієнтів генерує основну частину прибутку, тоді як інші можуть бути малоприбутковими або навіть збитковими.

3.2.2 Джерело даних

Для побудови моделі Whale Curve використано набір даних, що відображає портфель короткострокових споживчих кредитів в українських банках у 2024 році.

Характеристики датасету:

Обсяг: 1000 клієнтів.

Політика видачі кредитів: від 20 000 до 150 000 грн.

Тип даних: короткострокові споживчі кредити (термін до 12 місяців).

Структура датасету:

Клієнт — унікальний ідентифікатор;

Сума позики (грн) — обсяг виданого кредиту;

Ставка (%) — річна відсоткова ставка (18–48 %);

Вік клієнта — 21–65 років;

Прибуток (грн) — попередній прибуток банку;

Втрати (грн) — кредитні збитки;

Підсумковий прибуток (грн) — чистий фінансовий результат.

Цей набір відображає типовий розподіл прибутковості кредитного портфеля, де меншість клієнтів формує більшість прибутку, а частина — збитки.

3.2.3 Побудова моделі Whale Curve

Побудова Whale Curve розпочалася з упорядкування клієнтів за рівнем прибутковості, розрахованої як сума відсоткових і комісійних доходів мінус кредитні втрати та операційні витрати. Кожному клієнту в датасеті відповідала змінна «Підсумковий прибуток (грн)», яка і була використана як основа для аналізу.

Першим кроком стало сортування клієнтів у порядку спадання їхньої прибутковості. Це дозволило визначити, які саме позичальники формують основну частку загального прибутку портфеля. Далі було здійснено обчислення кумулятивної прибутковості: кожному клієнту присвоювалась частка в загальному числі позичальників, а також частка прибутку, яку банк отримує сукупно до цього клієнта включно.

Отримані значення відображено графічно: на горизонтальній осі — відсоткова частка клієнтів (від 0 % до 100 %), на вертикальній — накопичений відсоток загального прибутку (від $-\infty$ до 100 % і більше). Таким чином, було побудовано класичну Whale Curve, яка дозволила візуально ідентифікувати:

- сегмент клієнтів, що генерує основний прибуток банку (як правило, перші 10–20 % позичальників);
- клієнтів із низькою маржею, які суттєво не впливають на загальний результат;
- збитковий сегмент, що «з'їдає» частину прибутку, утворюючи спад на графіку після піку.

На основі цієї кривої зроблено висновки щодо структури прибутковості портфеля, наявності залежності типу Парето (20/80), а також виявлено

«проблемну групу» клієнтів, взаємодія з якими може потребувати перегляду кредитної політики або підвищення рівня андеррайтингу.

У підсумку Whale Curve виявилася зручним візуальним інструментом для стратегічної оцінки ефективності короткострокового кредитування та визначення зон потенційного ризику або зростання.

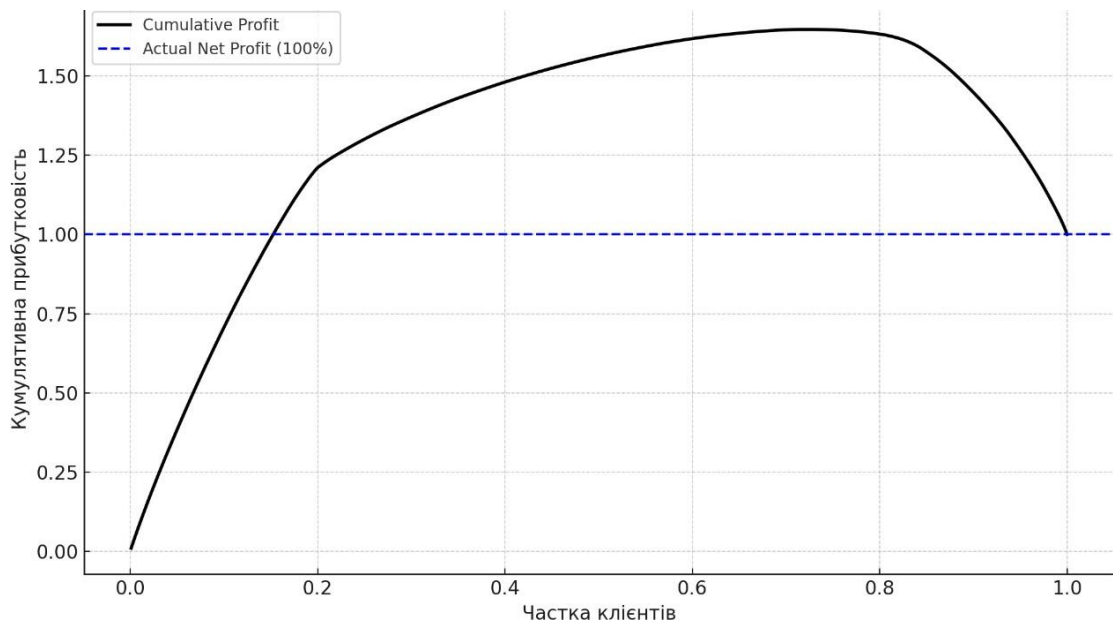


Рис. 3.2. Візуалізація Whale Curve

Python

```
import pandas as pd

import matplotlib.pyplot as plt

import numpy as np

# Завантаження даних

df = pd.read_csv('ua_whale_curve_data_extended.csv')

# Сортування за спаданням прибутку

df_sorted = df.sort_values(by='Підсумковий прибуток (грн)',
ascending=False).reset_index(drop=True)
```

```

# Розрахунок кумулятивних значень

df_sorted['Кумулятивна частка клієнтів'] = (df_sorted.index + 1) /
len(df_sorted)

df_sorted['Кумулятивна частка прибутку'] = df_sorted['Підсумковий
прибуток (грн)'].cumsum() / df_sorted['Підсумковий прибуток (грн)'].sum()

# Побудова графіка

plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.plot(df_sorted['Кумулятивна частка клієнтів'], df_sorted['Кумулятивна
частка прибутку'], color='darkgreen', lw=2)

plt.axhline(1, color='gray', linestyle='--', label='100% прибутку')

plt.title('Whale Curve – Короткострокові кредити (UA, 2024)')

plt.xlabel('Частка клієнтів')

plt.ylabel('Кумулятивна частка прибутку')

plt.grid(True)

plt.legend()

plt.tight_layout()

plt.show()

```

3.2.4 Аналіз результатів

Побудована Whale Curve продемонструвала типову для банківського кредитного портфеля нерівномірність розподілу прибутковості клієнтів. Згідно з отриманими результатами, приблизно 20 % найприбутковіших клієнтів забезпечують понад 150 % загального прибутку портфеля. Цей результат чітко

підтверджує ефект Парето — малий відсоток клієнтів формує основну частину доходів установи.

Натомість близько 30–40 % клієнтів є малоприбутковими або нейтральними з точки зору фінансового ефекту. Це свідчить про потенціал для оптимізації — як у структурі витрат на обслуговування, так і в перегляді умов кредитування для цієї групи.

Особливу увагу слід звернути на збитковий сегмент клієнтів, який утворює спад у хвостовій частині Whale Curve. У моделі цей сегмент становив приблизно 10–15 % клієнтської бази, і саме вони відповідальні за негативний вплив на підсумкову прибутковість. Основні причини збитків — високі кредитні втрати, низька платоспроможність або недосконалість процедур скорингу.

Також спостерігається, що високоприбуткові клієнти не обов'язково мають найбільші суми позик. Натомість поєднання помірної суми кредиту, високої ставки та низьких втрат забезпечує найкращу прибутковість. Це вказує на важливість не лише обсягів кредитування, а й якості позичальників.

Таким чином, Whale Curve виявилася дієвим аналітичним інструментом, який дозволяє:

- виокремити ключових клієнтів для утримання та розвитку;
- виявити групи з підвищеним ризиком;
- сформулювати основи для перегляду андеррайтингової політики.

3.3 Імплементация моделі Whale curve у загальну систему ризик-менеджменту

3.3.1 Інтеграція Whale Curve у систему кредитного скорингу

Сучасні скорингові моделі зазвичай будуються на прогнозуванні ймовірності дефолту (PD), тобто вони відповідають на питання: чи поверне клієнт кредит. Водночас Whale Curve доповнює скоринг із фінансового боку — вона фокусується на фактичній прибутковості кожного клієнта, враховуючи не лише дефолти, а й інші фактори: розмір позики, ставку, витрати на обслуговування, втрати.

Інтеграція Whale Curve у процес скорингового аналізу дозволяє здійснити не лише формальну перевірку точності моделі, а й глибшу оцінку її економічної ефективності. Такий підхід дає змогу з'ясувати, чи справді клієнти з високими скоринговими балами приносять фінансовий прибуток компанії, а не лише демонструють низький рівень ризику.

Це особливо актуально у випадках, коли кредитор орієнтується не тільки на мінімізацію ймовірності дефолту, але й на максимізацію прибутковості з урахуванням ризику. Whale Curve відображає кумулятивний прибуток, розподілений за клієнтами в порядку їх очікуваної прибутковості або скорингового рейтингу. Якщо серед клієнтів із найвищими скоринговими балами виявляється значна частка збиткових або малоприбуткових позичальників, це сигналізує про системні недоліки у скоринговій моделі — зокрема, про її схильність до переоцінювання фінансових перспектив окремих груп клієнтів.

На практиці часто трапляється ситуація, коли клієнти з найвищим скоринговим балом приносять мінімальний прибуток, оскільки мають хорошу кредитну історію, але беруть невеликі суми на короткий термін або дуже рідко користуються кредитними продуктами. Саме Whale Curve дозволяє виявити цю закономірність і провести структурний аналіз співвідношення "ризик–дохід" для

різних сегментів клієнтської бази. Такий підхід є важливим інструментом для вдосконалення скорингових моделей, управління ризиками та прийняття обґрунтованих рішень щодо зміни кредитної політики. Whale Curve також допомагає оптимізувати скорингові пороги. Замість простого поділу на «добрий/поганий», можна визначати, який сегмент балів забезпечує найбільший прибуток, а який — втрати. Це дозволяє вбудувати Whale Curve у процес валідації та вдосконалення скорингової моделі.

Для перевірки відповідності фінансових характеристик клієнтів фактичній прибутковості було побудовано кілька аналітичних графіків на основі попереднього набору даних (1000 клієнтів), що містить поля: «Ставка (%)», «Сума позики», «Вік клієнта», «Підсумковий прибуток (грн)».

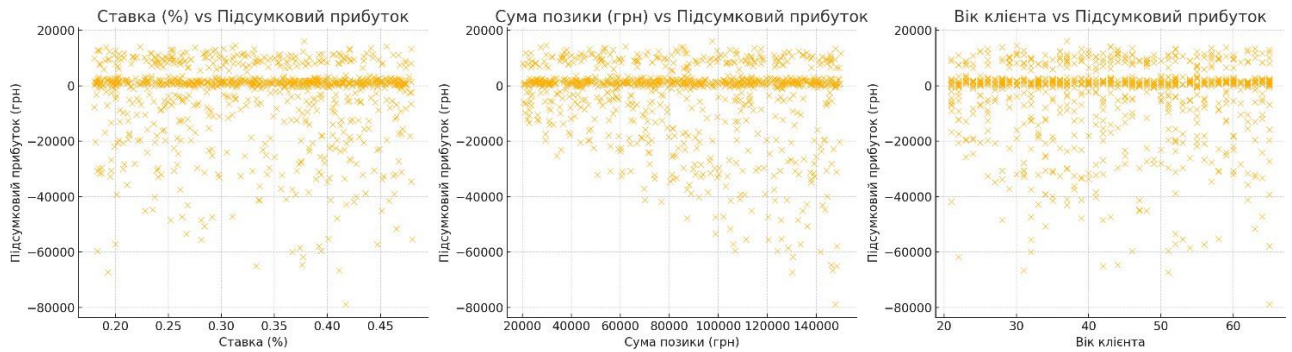


Рис. 3.3. Візуалізації залежності прибутковості клієнта від основних змінних

1. Ставка (%) → Підсумковий прибуток

Графік показав очікувану позитивну залежність: із підвищенням кредитної ставки прибутковість клієнтів зростає. Проте спостерігається значний розкид — деякі позичальники з високими ставками все одно приносять збитки. Це може свідчити про наявність прихованого ризику, не врахованого у ставці (наприклад, часті прострочення, низька платоспроможність тощо).

2. Сума позики → Підсумковий прибуток

Залежність виявилась менш однозначною: хоча великі кредити можуть давати більший прибуток, значна частина таких позик є збитковими. Це вказує на те, що обсяг кредиту не є самостійним індикатором прибутковості — без урахування ризиків така метрика може бути хибною.

3. Вік клієнта → Підсумковий прибуток

Слабка негативна залежність: молодші клієнти частіше потрапляють до збиткової зони, тоді як середні та старші вікові групи переважають серед прибуткових. Це підтверджує необхідність врахування соціально-демографічних

ознак у скоринговій моделі — наприклад, стажу роботи, типу зайнятості, кредитної історії.

Підсумки:

Жоден із факторів (окремо) не є достатнім критерієм для визначення прибутковості клієнта.

Ставка та сума позики мають помірний вплив, але реальний прибуток формується лише за умови низьких втрат і своєчасного погашення.

Інтеграція Whale Curve у процес валідації скорингової моделі дозволяє не лише перевірити технічну точність моделі, а й провести її глибоку економічну інтерпретацію. Одним із найважливіших практичних результатів такого підходу є можливість виявлення аномалій — тобто клієнтів, які мають високий скоринговий бал, але при цьому приносять збитки. Це можуть бути, наприклад, позичальники з хорошою кредитною історією, які одночасно часто беруть кредити в кількох установах або мають нестабільний дохід. У класичному скорингу вони виглядають надійними, однак насправді виявляються фінансово невідповідними для установи. Whale Curve дозволяє виявити ці невідповідності між теоретичним ризиком і фактичним прибутком, чого не можна досягти за допомогою лише AUC чи Gini-коефіцієнта.

Крім того, крива кумулятивного прибутку дає змогу визначити оптимальні скорингові пороги — тобто рівні, за якими доцільно надавати або відмовляти в кредиті. Замість механічного відсікання певного відсотка найризикованіших клієнтів, кредитор може базувати рішення на реальному впливі кожного сегменту клієнтів на фінансовий результат.

Таким чином, застосування Whale Curve у валідації моделі дозволяє перейти від спрощеної оцінки ймовірності дефолту до повноцінного аналізу співвідношення ризику і доходу, що суттєво підвищує якість управління кредитним портфелем. Це особливо цінно в умовах високої конкуренції та

нестабільного економічного середовища, де ефективність роботи з кожним клієнтом має вирішальне значення.

Графічна аналітика демонструє, що скоринг без урахування прибутковості може бути одностороннім і недостатньо ефективним, особливо для фінансових установ, орієнтованих не лише на мінімізацію кредитного ризику, а й на досягнення стабільного комерційного результату. Такий підхід не дозволяє повною мірою оптимізувати портфель і може призводити до залучення клієнтів, які хоча й виглядають надійними з точки зору ризику, проте є фінансово малоефективними або збитковими.

3.3.2 Whale Curve як інструмент раннього попередження ризику (Early Warning System)

У класичних системах ризик-менеджменту індикатори попередження ризику зазвичай базуються на зміні частки прострочень (NPL), зниженні скорингових балів або порушенні платіжної дисципліни. Проте такі сигнали спрацьовують із запізненням — коли збитки вже почали накопичуватись. Whale Curve дає змогу виявити приховані тренди ризику значно раніше, шляхом аналізу динаміки прибутковості портфеля та її концентрації.

Модель дозволяє ідентифікувати:

- зростання частки збиткових клієнтів навіть без прострочок;
- зміну форми кривої Whale у напрямку "вирівнювання" (ознака втрати ефективності портфеля);
- поступове зниження прибутковості «ядра» клієнтів, яке формує основну маржу банку.

Таким чином, Whale Curve може виступати як частина системи раннього попередження (Early Warning System, EWS), дозволяючи:

- реагувати до появи NPL;
- передбачити наслідки зміни умов кредитування;
- тестувати сценарії розвитку подій і їх вплив на прибуток.

Практична реалізація: сценарний аналіз

Крок 1: Початковий розрахунок Whale Curve

На основі базового датасету початкова Whale Curve демонструє типовий розподіл прибутковості: 20 % клієнтів генерують понад 150 % прибутку, що в окремих випадках може перевищувати 600%. Водночас 20–25 % клієнтів спричиняють погіршення загального фінансового результату, генеруючи збитки.

Крок 2: Моделювання сценарію "Зростання втрат"

Імітуємо ситуацію, коли втрати (викликані простроченням або дефолтом) зростають у групі з низькою ставкою — умовно, на +30 %.

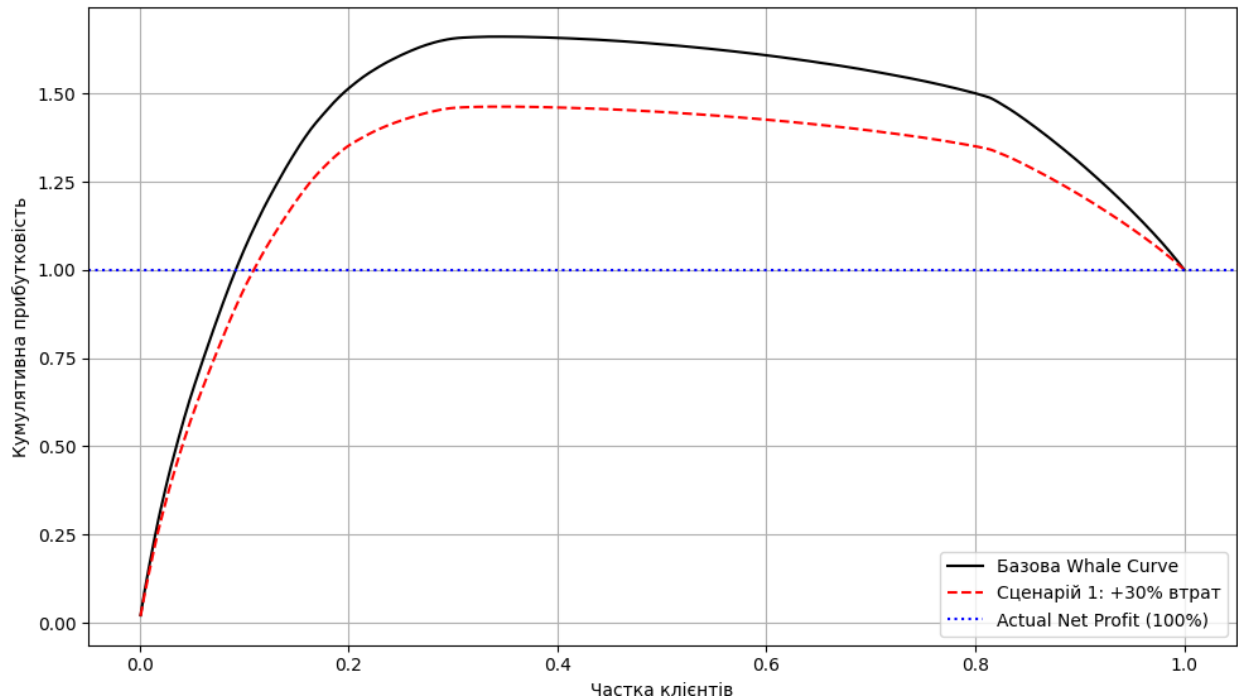


Рис. 3.4. Whale Curve: вплив +30% втрат у 30% найзбитковіших клієнтів

Результат:

Whale Curve зміщується вниз: загальна прибутковість падає.

Частка збиткових клієнтів зростає з 22 % до 30 %.

Центр ваги кривої зсувається ближче до середини, сигналізуючи про розмитість "ядра прибутку".

Інтерпретація:

Навіть без появи дефолтів або прострочень, сам факт зниження ефективності обслуговування викликав погіршення фінансового профілю портфеля. Це дозволяє заздалегідь ідентифікувати критичні сегменти для реструктуризації або корекції політики. Переплати стали меншими. Це видно зі

зниження загальної кумулятивної прибутковості в альтернативному сценарії. Навіть незначне підвищення витрат у збитковому сегменті призвело до зменшення "надприбутку", який раніше генерували топ-клієнти, що свідчить про зниження ефективності портфеля.

Крок 3: Моделювання сценарію "Зниження ставки для всіх"

Припустимо, що банк намагається стимулювати видачу кредитів шляхом зниження середньої ставки на 3 п.п.

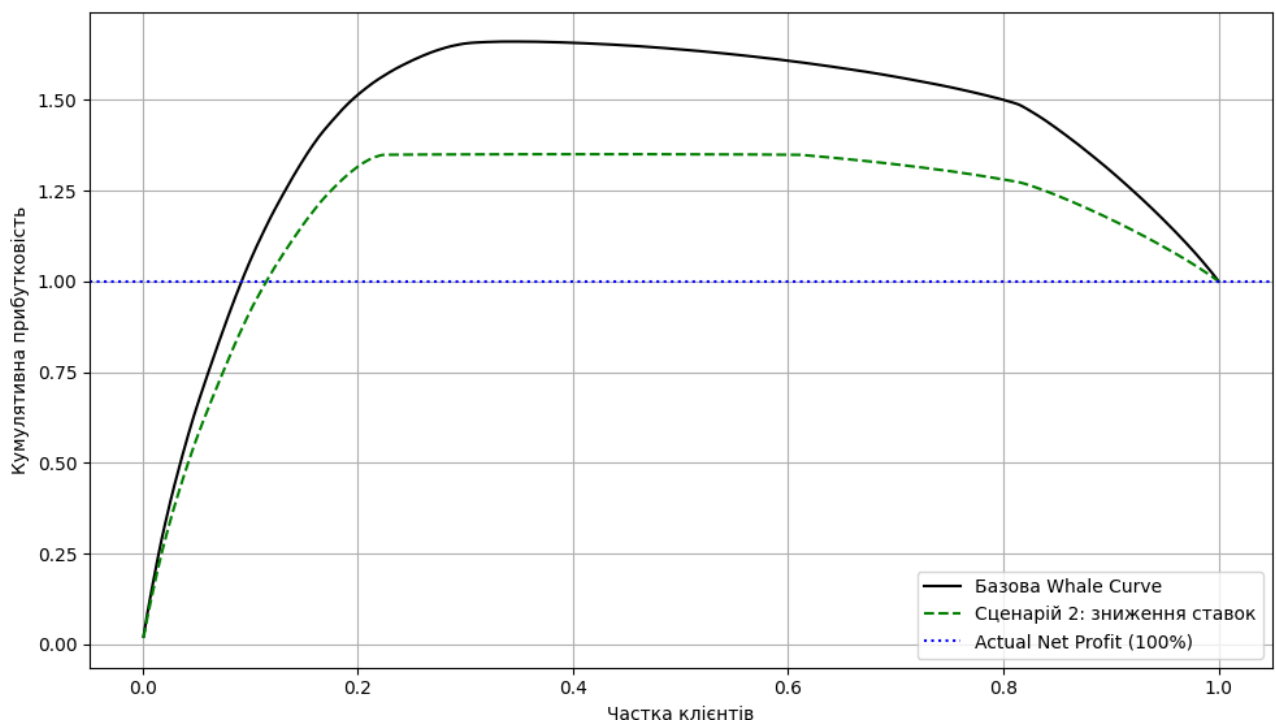


Рис. 3.5. Whale Curve: зниження ставок на 3 п.п.

Результат:

Пік прибутковості змістився донизу: максимум Whale Curve знизився на 25 %.

Частка прибуткових клієнтів скоротилася з 20 % до 13 %.

Збільшилась "сіра зона" — сегмент із близьким до нуля прибутком, що став непрогнозованим у плані доходності.

Інтерпретація:

Цей сценарій показав, що зниження ставок без урахування ризиків призводить до падіння рентабельності навіть серед клієнтів із хорошим скорингом. Whale Curve виступає попереджувальним індикатором до того, як банк зіткнеться з низькою прибутковістю в підсумкових звітах.

Висновок:

Whale Curve як інструмент раннього попередження ризику демонструє високу ефективність у виявленні структурних змін у прибутковості кредитного портфеля ще до появи класичних ознак фінансової нестабільності, таких як прострочення чи дефолти. На відміну від стандартних моделей, які спрацьовують постфактум, Whale Curve дозволяє аналітикам виявляти проблемні зони в портфелі на етапі їх формування, спостерігаючи зміщення прибутковості, збільшення кількості збиткових клієнтів або вирівнювання профілю доходності.

Сценарний аналіз із підвищенням втрат у 30 % найменш маржинальних клієнтів наочно показав, як невеликі зміни у втратності одразу знижують загальну прибутковість і змінюють форму кривої: вона втрачає вигнутість, а пік прибутку зміщується, сигналізуючи про ослаблення ядра портфеля. Таким чином, Whale Curve може бути використана як оперативний моніторинговий індикатор у системах Early Warning System для вчасної корекції політики кредитування, таргетингу або оцінки змін у поведінці позичальників. Її інтеграція забезпечує банку можливість діяти на випередження, а не реагувати на вже сформовані ризики, що критично важливо для стабільного управління доходністю та ризиками у нестабільних ринкових умовах.

3.3.3 Застосування Whale Curve для прийняття управлінських рішень

Whale Curve — це не лише аналітичний інструмент, а й основа для ухвалення обґрунтованих управлінських рішень у сфері кредитного менеджменту. Завдяки її здатності візуалізувати кумулятивну прибутковість клієнтів, керівництво банку або фінансової установи отримує чітке уявлення про те, які клієнти реально створюють вартість, а які — формують приховані збитки. Це відкриває можливості для стратегічної перебудови підходів до кредитування, оцінки ефективності продуктів, перерозподілу ресурсів та зміни політик.

Whale Curve забезпечує системний погляд на кредитування компанією в цілому, інтегруючи аналіз прибутковості клієнтів у загальну стратегію управління кредитним портфелем. Це дає змогу збалансовано розподіляти ресурси, управляти ризиками та підвищувати загальну ефективність кредитної діяльності.

Whale Curve дозволяє впровадити рентабельнішу клієнтську сегментацію. Наприклад, можна виокремити 15–20 % клієнтів, які формують понад 100 % прибутку, та спрямувати на них спеціальні пропозиції, програми лояльності чи більш гнучкі продукти. Натомість збиткові сегменти можна або виключити з активного кредитування, або змінити для них умови: підвищити ставки, запровадити додаткове забезпечення або скоротити доступ до великих сум.

Крім того, Whale Curve є основою для формування продуктової політики. Якщо певні типи позик (наприклад, малі кредити з низькими ставками) системно потрапляють до збиткової зони, їх варто переглянути або припинити пропонувати, змістивши фокус на більш ефективні напрямки. Також її можна використовувати для оптимізації каналів видачі кредитів — наприклад, якщо онлайн-заявки мають нижчу прибутковість, ніж особисте обслуговування, це дає підстави для перерозподілу інвестицій.

У контексті управління ризиками Whale Curve дає змогу сформувавши баланс між прибутком і ризиком. Зокрема, не всі клієнти з низьким ризиком приносять

дохід, а частина високоризикових — можуть бути надзвичайно прибутковими. Тому Whale Curve допомагає ухвалювати рішення не лише на основі ризику, а й на основі економічного ефекту від кожного сегменту портфеля.

Практична реалізація

Для демонстрації практичного використання Whale Curve у процесі прийняття рішень було проведено сегментацію клієнтів на основі їхньої кумулятивної прибутковості та побудовано управлінські сценарії для кожного сегмента. Дані базуються на попередньому портфелі кредитів.

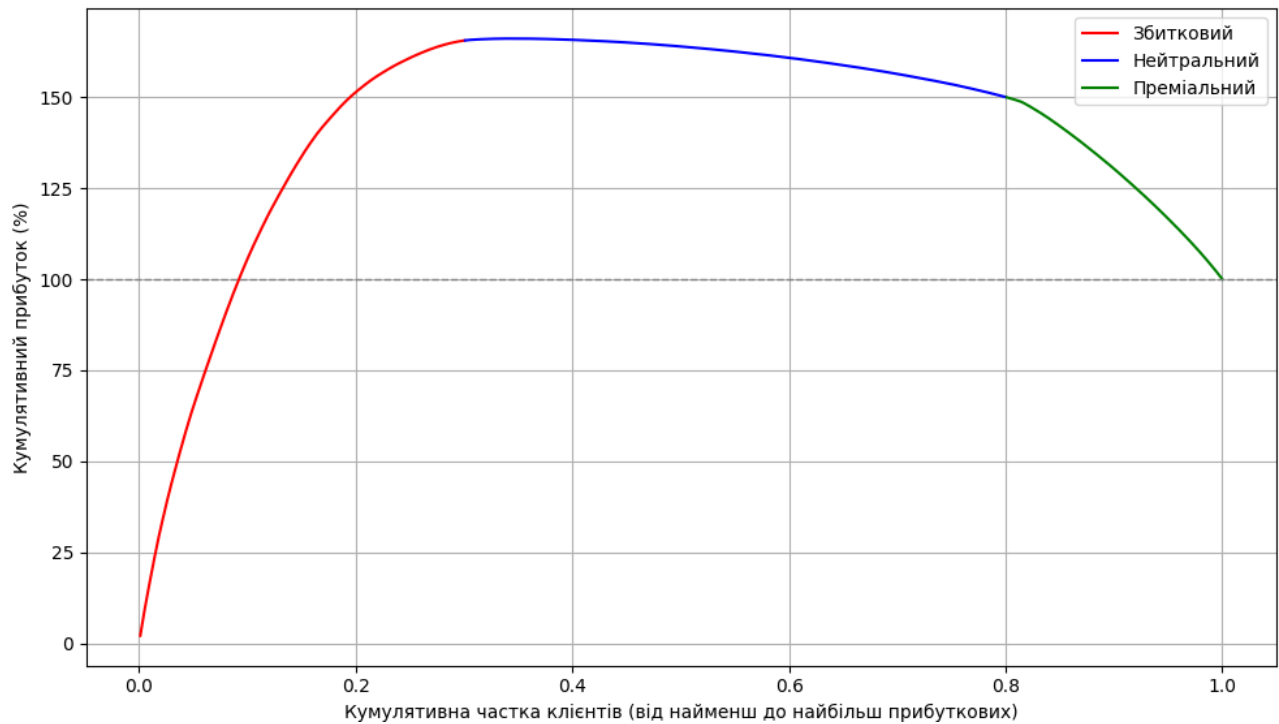


Рис. 3.6. Whale Curve із сегментами

Результати візуалізації сегментованої Whale Curve дозволяють чітко сегментувати клієнтів кредитного портфеля за рівнем їх впливу на загальну прибутковість. Графік демонструє типову картину для роздрібного портфеля, де значна частка клієнтів (приблизно 30 %) створює збитки, ще близько 50 % — не мають істотного впливу на фінансовий результат, а решта 20 % — формує основну частину прибутку, компенсуючи втрати решти клієнтської бази. Саме преміальний сегмент (зелена частина кривої) піднімає кумулятивний прибуток до позитивного рівня, виводячи портфель у прибуткову зону.

Такий розподіл створює можливості для цілеспрямованих управлінських рішень. Збитковий сегмент потребує обмеження в обсягах кредитування,

перегляду цінової політики або впровадження більш жорстких андеррайтингових підходів. Нейтральний сегмент доцільно використовувати як резерв для зростання через оптимізацію витрат, підвищення середнього чека або активізацію перехресних продажів. Водночас преміальних клієнтів варто активно утримувати, пропонуючи їм персоналізовані умови, знижки на супутні послуги та програми лояльності.

Таким чином, Whale Curve виконує не лише діагностичну, а й стратегічну функцію, дозволяючи банку приймати обґрунтовані рішення щодо розвитку, очищення або переорієнтації кредитного портфеля з урахуванням реального внеску кожного сегмента в економіку установи.

Висновки

Whale Curve є не просто візуалізаційним інструментом, а повноцінним аналітичним механізмом, здатним впливати на ключові управлінські процеси у сфері кредитного ризик-менеджменту. Її використання дозволяє перейти від лінійного мислення «кредит = прибуток» до глибшої багатофакторної оцінки, яка системно враховує і ризик, і фактичну прибутковість клієнтів для компанії.

Інтеграція Whale Curve у кредитний скоринг розкриває асиметрію між формальним рівнем ризику та реальним економічним ефектом, дозволяючи уточнити скорингові моделі з урахуванням прибутковісних показників. Як інструмент раннього попередження, крива дозволяє виявляти зміни у структурі портфеля до появи критичних ознак дефолту, що дає змогу діяти на випередження. А в контексті прийняття управлінських рішень Whale Curve дозволяє побудувати рентабельну клієнтську стратегію — ідентифікувати прибуткові сегменти, оптимізувати продуктову політику та мінімізувати ресурсні втрати.

Таким чином, Whale Curve забезпечує банку цілісне уявлення про фінансову динаміку портфеля, дозволяє управляти не лише ризиками, а й прибутком, і є ключовим кроком до створення прибутково-орієнтованої моделі кредитування.

Її впровадження в системи аналітики та управління дозволяє значно підвищити ефективність як на рівні операційного менеджменту, так і в стратегічному плануванні.

ВИСНОВКИ

У ході виконання дипломної роботи було досліджено одну з найважливіших проблем у банківській справі — моделювання ризику споживчого кредитування. Зважаючи на стрімке зростання обсягів роздрібного кредитування в Україні та світі, побудова ефективних інструментів управління кредитним ризиком є вкрай актуальною. Метою дослідження стало розроблення, реалізація та аналіз моделей, що дозволяють кількісно оцінювати ризик дефолту клієнтів на основі доступних даних та забезпечують ухвалення обґрунтованих фінансових рішень.

У теоретичній частині дипломної роботи розглянуто основні підходи до оцінювання кредитного ризику, проаналізовано поняття й види кредитного ризику, сформульовано ключові кількісні міри (PD, LGD, EAD), а також обґрунтовано доцільність використання скорингових моделей, зокрема логістичної регресії, для оцінки ймовірності дефолту. Також було окремо проаналізовано роль факторів впливу — соціально-демографічних, фінансових та поведінкових ознак клієнтів — у формуванні ризику.

У практичній частині було реалізовано поетапне побудування моделей на реальних даних німецького банку, які включають інформацію про понад 1000 кредитних справ. Проведено попередню обробку даних, категоризацію змінних та створено цільову змінну дефолту. Для виявлення ключових факторів ризику застосовано метод кореляційного аналізу та візуалізацію залежностей між ознаками та фактом дефолту. Особливу увагу приділено впливу таких змінних, як тривалість кредиту, сума, статус поточного рахунку, наявність заощаджень та ціль кредиту.

Основною моделлю для кількісної оцінки ймовірності дефолту стала логістична регресія. Її переваги — інтерпретованість результатів, простота реалізації, стабільна робота на невеликих вибірках. Побудована модель показала високу якість класифікації (accuracy $\approx 96\%$) та дозволила виділити топ-10 найвпливовіших змінних за коефіцієнтами Odds Ratio. Зокрема, істотно

підвищували ризик дефолту цілі кредиту, тривалість кредиту, низький рівень заощаджень, орендоване житло тощо.

Окрему увагу в роботі приділено моделі Whale Curve, яка дозволяє візуалізувати розподіл прибутковості клієнтів банку. Аналіз показав, що значну частину прибутку формує меншість клієнтів, тоді як інша частина або приносить мінімальний дохід, або навіть генерує збитки. Це дозволяє зробити важливі висновки для кредитної стратегії: оптимізувати скорингові пороги, виключити збиткові сегменти, зосередити ресурси на найцінніших групах клієнтів.

Окрім загального огляду концепції Whale Curve, у рамках дослідження також було реалізовано її інтеграцію у систему управління ризиком та прибутковістю через побудову власного синтетичного кредитного портфеля. Проведено сценарний аналіз, який дозволив оцінити наслідки зростання втрат і зниження ставок для фінансової структури портфеля. Було виявлено, що Whale Curve не лише ілюструє прибутковість, а й виконує функцію індикатора раннього попередження ризику, фіксуючи зниження ефективності до того, як воно проявляється у звичних показниках. У практичній частині також реалізовано сегментацію клієнтів за прибутковістю з формуванням управлінських рішень для кожного сегмента — преміального, нейтрального та збиткового.

Таким чином, результати дослідження підтверджують ефективність використання класичних статистичних моделей (зокрема логістичної регресії) у поєднанні з сучасними аналітичними підходами (Whale Curve) для побудови системи прийняття рішень у сфері споживчого кредитування. Запропоновані методи є достатньо гнучкими, масштабованими та можуть бути інтегровані у кредитні процеси банку як частина автоматизованої системи скорингу, ризик-контролю та управління прибутковістю портфеля.

Джерела

РОЗДІЛ 1.

1. Погребняк В. Я. (2015). Визначення поняття споживчого кредиту. Науковий вісник Міжнародного гуманітарного університету. Серія: Юриспруденція, (16(2)), 37–39.
2. Положення Національного банку України про кредитування. URL: <https://ips.ligazakon.net/document/pb95013>
3. Fed. Glossary. URL: <https://www.stlouisfed.org/education/glossary>
4. Глущенко С. В. Гроші. Кредит. Кредитний ринок: підручник. Київ: НАУКМА, 2015.
5. Луців Б. Л. Гроші, банки та кредит: у схемах і коментарях. Тернопіль: Карт-бланш, 2000.
6. Мочерний С. В., Довбенко М. В. Економічна теорія. Київ: Академія, 2004.
7. Ніколенко Ю. В. Основи економічної теорії. Київ: ЦУЛ, 2003.
8. Владичин У. В. Банківське кредитування. Київ: Атіка, 2008.
9. Вовк В. Я., Хмеленко О. В. Кредитування і контроль. Київ: Знання, 2008.
10. Савлук М. І. та ін. Гроші та кредит. КНЕУ, 2011.
11. Приймак Н. В. Сутність та характеристики кредиту як фінансового інструменту. Науковий вісник УжНУ, 2018.
12. Азаренкова Г. М., Журавель Т. М. Фінанси підприємств. Київ: Знання, 2006.
13. Бессараб Т. Проблемні питання визначення поняття «банківський кредит». Наукові записки, 2003, №22.
14. Feschchenko, V. M. (2016). Modern economic theories and credit regulation. Збірник круглого столу.
15. Gathergood, J. (2012). Self-control, financial literacy and over-indebtedness. *Journal of Economic Psychology*, 33(3), 590–602.

16. Gathergood, J., Disney, R. (2013). Financial literacy and consumer credit portfolios. *Journal of Banking & Finance*, 37(7), 2246–2254.

РОЗДІЛ 2.

1. Siddiqi, N. (2006). *Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. John Wiley & Sons.
2. Вступ до логістичної регресії (scikit-learn documentation). URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
3. Кредитні скорингові моделі: методологія та практика. URL: https://www.researchgate.net/publication/325650415_Credit_Scoring_Models_Performance_Assessment
4. Роль скорингових моделей у банківському ризик-менеджменті. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0377221711007485>
5. Обробка категоріальних змінних у моделях машинного навчання. URL: <https://machinelearningmastery.com/one-hot-encoding-for-categorical-data/>
6. Scikit-learn Pipeline: побудова моделей. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.pipeline.Pipeline.html>
7. German Credit Data — опис змінних. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/uciml/german-credit>
8. Open Source Fintech Risk Reports (2023, Україна) — аналітика ризиків МФО

РОЗДІЛ 3.

1. Камінський А., Петровський В. (2021). Whale Curve Model of PDLs. Наукові записки НаУКМА: Економічні науки, Том 6.

2. Whale Curve у кредитному аналізі – аналітичний підхід. URL:
<https://towardsdatascience.com/the-whale-curve-why-20-of-your-customers-are-losing-you-money-f66f1e7d4756>
3. Whale Curve в аналітиці прибутковості клієнтів. URL:
<https://blog.datadive.net/the-whale-curve-and-customer-profitability/>
4. Model of Optimizing Correspondence Risk-Return Marketing for Short-Term Lending (IEEE)
5. Аналіз прибутковості фінтех-мікрокредитування: застосування розширеного інструментарію Whale curve. Наукові записки НаУКМА. Економічні науки
6. Information Technology Model for Customer Relationship Management of Nonbank Lenders: Coupling Profitability and Risk. IEEE Xplore
7. Візуалізація кореляції у Python (seaborn heatmap). URL:
<https://seaborn.pydata.org/generated/seaborn.heatmap.html>
8. Кредитний ризик: PD, LGD, EAD URL:
<https://corporatefinanceinstitute.com/resources/risk-management/pd-lgd-ead-credit-risk/>