

Міністерство освіти і науки України

Національний університет «Києво-Могилянська академія»

Факультет економічних наук

Кафедра фінансів

Кваліфікаційна робота

**на тему: «СУЧАСНІ МОДЕЛІ БАНКІВСЬКОГО РИЗИК-МЕНЕДЖМЕНТУ:
БЕНЧМАРКІНГ МІЖНАРОДНОГО ДОСВІДУ ТА ІННОВАЦІЙНИХ
ПРАКТИК»**

Спеціальності:

072 Фінанси, банківська справа та страхування

Скоропад Марина Вячеславівна

Керівник: Буй Т.Г.

канд. економ. наук, доцент

Кваліфікаційна робота захищена

з оцінкою « »

Секретар ЕК: Антонова Є.І.

«___»_____ 2026 р.

Київ – 2026

ЗМІСТ

ВСТУП	2
РОЗДІЛ 1	5
ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ СУЧАСНОГО	
БАНКІВСЬКОГО РИЗИК-МЕНЕДЖМЕНТУ	6
1.1 Специфіка та сутнісна характеристика ключових видів банківських ризиків у сучасних умовах	6
1.2 Регуляторне середовище банківської діяльності: порівняльний аналіз міжнародних стандартів.....	13
1.3 Сучасний методологічний інструментарій оцінки та моделювання банківських ризиків	19
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1	23
РОЗДІЛ 2	25
2.1 Економетричний бенчмаркінг моделей ринкового ризику: VaR та Expected Shortfall	26
2.2 Побудова та оцінка якості моделей кредитного скорингу	37
2.3 Комплексний аналіз та сучасні методи управління операційними та кіберризиками	47
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2	56
РОЗДІЛ 3	57
СТРАТЕГІЧНІ НАПРЯМИ ВДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМ РИЗИК-	
МЕНЕДЖМЕНТУ В УКРАЇНІ З УРАХУВАННЯМ МІЖНАРОДНОГО	
ДОСВІДУ	58
3.1 Загальний бенчмаркінг ефективності методів та світові тенденції ризик-менеджменту.....	58
3.2 Імплементация передових практик та перспективи модернізації ризик-менеджменту в Україні	67
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3	74
ВИСНОВКИ.....	75
Додаток А	84
Додаток Б.....	91

ВСТУП

Актуальність дослідження. Управління банківськими ризиками є фундаментальною умовою фінансової стійкості як окремої установи, так і банківської системи загалом. Ризик не варто розглядати лише як джерело загроз – він є невід'ємною складовою банківської діяльності, оскільки без готовності його приймати немає й очікуваної винагороди. Відтак метою ризик-менеджменту є не усунення ризику, а визначення його оптимального рівня, що максимізує вартість банку в межах регуляторних обмежень. Особливої гостроти ця проблематика набуває в сучасних умовах, коли традиційні види ризику – кредитний, ринковий та операційний – трансформуються під впливом цифровізації та геополітичної нестабільності. Для України ці виклики мають подвійну вагу: повномасштабна війна загострила хвостові події на ринках, посилила макроекономічну невизначеність і кредитний ризик, а кіберзагрози перетворилися на самостійний і вагомий вимір операційного ризику. За таких умов підходи до оцінки ризику, розроблені для стабільних ринків, виявляються структурно недостатніми саме тоді, коли вони найбільш потрібні. Це робить методологічний бенчмаркінг кількісних моделей, порівняння їх не лише за точністю, а й за регуляторною відповідністю стратегічним завданням, актуальність якого підкреслюється чинною регуляторною дорожньою картою НБУ та поетапним упровадженням стандартів Basel III.

Метою дослідження є методологічний бенчмаркінг кількісних моделей оцінки банківських ризиків, що включає узагальнення теоретичних засад ризик-менеджменту, прикладне порівняння моделей оцінки ринкового, кредитного й операційного ризиків та розробку рекомендацій щодо модернізації систем управління ризиками вітчизняних банків. Задля досягнення поставленої мети було виділено такі **завдання**:

- розкрити теоретико-методологічні засади банківського ризик-менеджменту, систематизувати сутність і сучасні форми ключових видів ризику та простежити еволюцію регуляторних стандартів як орієнтира методологічного прогресу;

- провести економетричний бенчмаркінг моделей ринкового ризику, порівнявши методи розрахунку Value at Risk та Expected Shortfall із верифікацією через моделювання волатильності й бектестинг;
- здійснити порівняльний аналіз моделей кредитного ризику (логістичної регресії та дерева рішень) за показниками якості класифікації на стандартизованому кредитному датасеті;
- проаналізувати сучасні методи управління операційним та кіберризиком у банківській діяльності;
- узагальнити світові тенденції розвитку ризик-менеджменту та обґрунтувати стратегічні напрями вдосконалення систем оцінки банківських ризиків в Україні з урахуванням міжнародного досвіду.

Об'єктом дослідження є процес управління банківськими ризиками як ключовий чинник забезпечення фінансової стійкості банківської установи.

Предметом дослідження є методологічний інструментарій кількісної оцінки та моделювання банківських ризиків і бенчмаркінг його ефективності.

Методи дослідження. Для виконання завдань дослідження застосовано комплекс загальнонаукових і спеціальних методів. Методи теоретичного узагальнення та системного аналізу використано для розкриття сутності банківського ризику, систематизації його видів і аналізу еволюції Базельських стандартів. Порівняльний аналіз (методологічний бенчмаркінг) є наскрізним методом роботи й покладений в основу зіставлення альтернативних моделей за критеріями точності та регуляторної відповідності. Методи економетричного й економіко-математичного моделювання реалізовано в середовищі R Studio з використанням пакетів quantmod, rugarch, tseries, pROC, caret та інших: для ринкового ризику – розрахунок VaR (історичне моделювання, параметричний і Монте-Карло), Expected Shortfall, моделювання волатильності GARCH(1,1), тестування стаціонарності (ADF) і бектестинг (тест Купіца); для кредитного ризику – логістична регресія та дерево рішень з оцінюванням за AUC, чутливістю, специфічністю й матрицею невідповідностей.

Прийоми абстрагування, синтезу та наукового узагальнення застосовано при формуванні стратегічних рекомендацій.

Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. У першому розділі висвітлено теоретико-методологічні засади банківського ризик-менеджменту: сутність і сучасні форми ключових видів ризику, регуляторне середовище та методологічний інструментарій їх оцінки. Другий розділ містить прикладний економетричний бенчмаркінг моделей ринкового, кредитного й операційного ризиків, виконаний на реальних і бенчмаркових даних із верифікацією якості моделей. У третьому розділі узагальнено світові тенденції розвитку ризик-менеджменту, оцінено логіку еволюції методів і обґрунтовано практичні рекомендації щодо модернізації систем оцінки банківських ризиків в Україні з урахуванням міжнародного досвіду.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ЗАСАДИ СУЧАСНОГО БАНКІВСЬКОГО РИЗИК-МЕНЕДЖМЕНТУ

1.1 Специфіка та сутнісна характеристика ключових видів банківських ризиків у сучасних умовах

Відправним етапом здійснення прикладного аналізу в межах будь-якого дослідження виступає формування релевантного теоретичного базису. Без усвідомлення природи банківських ризиків, їхньої взаємозалежності та характеру трансформації під впливом зовнішнього середовища будь-яке порівняння методів оцінки ризику залишалося б позбавленим змістовного контексту.

Дослідження у сфері банківського ризик-менеджменту спирається на розуміння того, що ризик є невід'ємною умовою функціонування фінансової установи, не тільки джерелом загроз. Деякі спеціалісти визначають ризик як “випадкову подію, яка може настати і, якщо це станеться, матиме негативний вплив на цілі організації” [15]. Специфічно до банківської сфери НБУ конкретизує, що ризик – це “імовірність виникнення збитків або додаткових втрат або недоотримання доходів, або невиконання стороною договірних зобов'язань унаслідок впливу негативних внутрішніх та зовнішніх факторів” [9].

Принципово важливим є те, що усунення ризику не може бути метою ризик-менеджменту. Прийняття ризику є природною складовою банківських операцій – без готовності брати ризик, як правило, немає і очікуваної винагороди [15]. Стулз Р. розвиває цю тезу: “банки мають можливості брати ризики з позитивною очікуваною прибутковістю...і не можуть досягти успіху без прийняття ризику. Відповідно, дії, що знижують ризик, можуть виявитися збитковими для акціонерів, якщо це досягається переважно шляхом уникнення цінних інвестицій із вищим ризиком” [45]. Звідси формулюється фундаментальна мета банківського ризик-менеджменту: не усунення або мінімізація ризику, а визначення його оптимального

рівня – того, що максимізує вартість банку в межах обмежень, встановлених регуляторами, законами та нормативами [45].

Відносна структурна чутливість банківської моделі обумовлює особливу значущість ризик-менеджменту, зокрема тому що банки виступають посередниками між попитом і пропозицією цінних паперів і трансформують короткострокові депозити в середньо- та довгострокові кредити. Ця функція трансформації строків та ліквідності є джерелом системної вразливості, через що відповідне управління цими ризиками є ключовим для зниження ризику заробітку банку та зменшення ризику неплатоспроможності [49]. У ширшому контексті, банківський ризик-менеджмент стає тестом компетентності та конкурентоспроможності – не лише для кожної окремої інституції, але й для здатності банківської системи залишатися життєздатною та ефективною загалом [48].

Концепція інтегрованого управління ризиками (Enterprise Risk Management, ERM) виходить із того, що різні типи ризику є взаємозалежними і не можуть ефективно управлятися ізольовано один від одного. Бандьопадхьяй А. обґрунтовує, що ризики на рівні підприємства є взаємопов'язаними, і тому не повинні відокремлюватися та управлятися окремими функціями або відділами "в силосах" [15]. Це визначає необхідність єдиного погляду на профіль ризику банку, і його реалізація неможлива без чіткого розуміння природи та взаємодії кожного з його складових. Як зазначають українські спеціалісти, в контексті вітчизняної банківської практики, ефективне управління банківськими ризиками стає основою стабільності, яка допомагає банкам залишатися на плаву навіть у найскладніші часи [52].

Тепер перейдемо до характеристики основних видів банківського ризику. В основу застосованої класифікації покладено три ключові категорії: кредитний, ринковий та операційний ризики, які сукупно формують Перший компонент (Pillar I) Базельських угод. Варто зазначити, що концепція "піларів" (від англ. *pillar* – стовп, опора) формує фундаментальну архітектуру Базельських стандартів, де саме

перший компонент визначає кількісні вимоги до мінімальної достатності капіталу. Оскільки зазначені ризики є предметом регуляторного резервування капіталу, вони виступають об'єктами економетричного моделювання у другому розділі роботи.

Кредитний ризик визначається як імовірність виникнення збитків або додаткових втрат або недоотримання запланованих доходів унаслідок невиконання боржником/контрагентом узятих на себе зобов'язань відповідно до умов договору [9]. Цей ризик виникає щоразу, коли існують боргові відносини, що передбачають платіжне зобов'язання на користь банку, невиконання якого може призвести до збитку [45, С.46]. У термінах потенційних фінансових втрат, кредитний ризик є, як правило, найбільшим типом ризику для банку [49].

Специфіка кредитного ризику визначається низкою характеристик, що зумовлюють його виняткову “небезпечність” для фінансової стійкості установи. По-перше, на відміну від інших різновидів банківського ризику, кредитний ризик несе виключно збитки. Якщо у випадку операційного, ринкового або ризику низької ліквідності існує ймовірність отримання неочікуваного прибутку, то наслідком кредитного ризику є лише фінансові втрати. Саме з цієї причини резерв коштів, призначений для нейтралізації цього виду ризиків, є найбільшим. По-друге, кредитний ризик має одночасно і ендогенну, і екзогенну природу. З одного боку, він є суто зовнішнім, оскільки зниження платоспроможності позичальників є результатом зовнішнього впливу економічного середовища. З іншого – виникає ситуація, в якій вплив усіх зовнішніх ризиків на фінансову стійкість банку відбувається через його клієнтську базу, що по своїй суті є внутрішнім джерелом впливу [1, с.1061]. Таким чином, утворюється своєрідне “замкнене коло”: звідки б не йшов вплив на кредитну діяльність установи, це відображається на рівні ризику неповернення позик.

По-третє, кредитний ризик можна вважати синтезувальним (підсумковим) для всіх інших видів ризику, оскільки будь-які бізнес-події та притаманні їм ризики, за реалізації їхніх негативних наслідків, можуть погіршити фінансовий стан, а отже

призвести до зниження надійності та збільшення кредитного ризику організації [2, С.24]. Кількісно кредитний ризик описується трьома основними компонентами:

- PD (probability of default). Імовірність настання дефолтної події є найважливішим компонентом вимірювання кредитного ризику;
- LGD (loss given default) – розмір збитку як частка від суми впливу у разі дефолту, значення якого суттєво варіюються та залежать від типу дефолту і способу його вирішення;
- EAD (exposure at default) – сума зобов'язань під ризиком на момент дефолту. [15; 49]

Ринковий ризик – це імовірність виникнення збитків або додаткових втрат або недоотримання запланованих доходів унаслідок несприятливого впливу факторів ринкового ризику (курсів іноземних валют, процентних ставок та/або інших факторів) на вартість/ціну інструментів [9]. Поширеною практикою є виокремлення трьох різновидів у його складі:

- Відсотковий ризик, пов'язаний з впливом змін структури відсоткових ставок на вартість процентночутливих активів;
- Ціновий ризик, що відображає коливання курсів акцій навколо середнього значення;
- Валютний ризик, що визначається впливом змін обмінних курсів на вартість позицій в іноземній валюті. [45, С.46]

Ван Гестел Т. і Басенс Б. також виокремлюють товарний ризик, пов'язаний з непередбачуваними змінами ринкових цін на сировинні товари [49].

Суттєвою відмінністю ринкового ризику від кредитного є його двосторонній характер: ринкові коливання вартості та дохідності активів, які визначаються поняттям ринкового ризику, можуть зумовити не тільки збитки, а й неочікувані прибутки [2, С.24]. Тобто зміни на ринку можуть мати не тільки шкідливий, а й сприятливий для установи характер. Крім того, ринковий ризик вимірюється на значно коротшому часовому горизонті (від кількох днів до кількох тижнів) порівняно з кредитним, для якого стандартним є річний горизонт. Це пояснюється

значно вищою частотою доступних ринкових даних, що уможлиблює щоденне оновлення оцінок ризику [49].

Нарешті, операційний ризик – це імовірність виникнення збитків або додаткових втрат або недоотримання запланованих доходів унаслідок недоліків або помилок в організації внутрішніх процесів, навмисних або ненавмисних дій працівників банку або інших осіб, збоїв у роботі систем банку або внаслідок впливу зовнішніх факторів [9]. Базельська класифікація виокремлює сім категорій операційних подій: внутрішнє шахрайство, зовнішнє шахрайство, неналежне виконання трудових практик, порушення щодо клієнтів та продуктів, пошкодження фізичних активів, збої у роботі систем, помилки виконання та управління процесами [49; 15]. З точки зору характеристик, операційний ризик не пов'язаний з очікуваною дохідністю, є наскрізним для будь-якої банківської діяльності та складно піддається ідентифікації і запобіганню [45, С.47].

Масштаб негативних наслідків реалізації операційного ризику неможливо спрогнозувати в повній мірі, а його довготривалий вплив виходить далеко за межі фактичних операційних втрат: нерідко зниження ринкової вартості компанії в результаті операційної невдачі і втрата довіри до установи мають гірші фінансові наслідки, оскільки клієнти та партнери не терплять "операційних слабкостей" з боку банків. Іншими наслідками реалізації операційного ризику можуть бути витік конфіденційних даних, втрата позитивної репутації, і, у найгіршому випадку, ліквідація установи. Показовим прикладом є дефолт Barings Bank (1995), крах якого був зумовлений порушенням принципу розподілу функцій фронт- та бек-офісу, а також неналежним управлінням ризиком внутрішнього шахрайства – організація не виявила несанкціоновані торги та не помітила накопичених збитків своєчасно [49].

Між трьома розглянутими видами ризику існують міцні взаємозв'язки, що обумовлює необхідність їхнього інтегрованого управління. До прикладу, коли банк видає кредит у іноземній валюті через банк-кореспондент, він стикається одночасно з кредитним ризиком (дефолт позичальника або кореспондента), ринковим ризиком (зміна обмінного курсу), операційним ризиком (помилка платежу) та, крім того,

ризиком ліквідності (короткострокова потреба у фінансуванні) [49]. Взаємозалежність ризиків є настільки тісною, що кредитний ризик правомірно розглядати як синтезувальний: будь-які несприятливі події та притаманні їм ризики, за реалізації своїх негативних наслідків, можуть погіршити фінансовий стан позичальника та призвести до зростання кредитного ризику організації [2, С.24].

Сучасні умови функціонування банківського сектору суттєво трансформують прояви традиційних видів ризику. Важливо підкреслити, що йдеться не про появу принципово нових категорій, а про зміну характеру та масштабу вже відомих загроз під впливом двох ключових факторів – цифровізації та геополітичної нестабільності.

Щодо кредитного ризику, умови збройного конфлікту суттєво впливають на його прояви. Під час війни всі ризики, що супроводжують процес споживчого кредитування, проявляються особливо гостро. Дебітори страждають від ризиків погіршення фінансового становища, втрати доступу до банківських послуг (наприклад, внаслідок окупації, активних бойових дій або блекаутів), обмеженої поінформованості чи порушення умов кредитного договору з боку установи; кредитори змушені мати справу з операційними ризиками, ризиками низької ліквідності та, що найважливіше, з ризиками неплатоспроможності клієнтів та дефолту. Ясіновська І. та Шеремета Л. підтверджують це кількісно: на основі аналізу карти ризиків фінансового сектору України за 2021–2024 рр. ними встановлено, що кредитний ризик корпорацій зріс з 4 до 8 балів (з 8 максимально можливих) у 2022 р., а макроекономічний ризик значно зріс – з 5 до 8 балів – через початок повномасштабної війни та її вплив на економіку України [52, С.239]. Незважаючи на ознаки відновлення балансу протягом 2023–2024 років, показники макроекономічного ризику не зазнали суттєвого зниження. Така тенденція є чітким індикатором того, що економіка продовжує функціонувати в умовах тривалої непевності.

Ринковий ризик в умовах геополітичної турбулентності характеризується передусім загостренням хвостових подій – значних відхилень від середнього рівня

прибутковості, що відбуваються з вищою, ніж передбачає нормальний розподіл, частотою. Саме цей фактор є одним із ключових обмежень класичних моделей виміру цього виду ризику, наприклад, параметричного VaR. Ванг Л. та інші дослідники звертають увагу на додатковий чинник: “цифровізація банків може... посилювати хвостові ризики банківської системи, підвищувати “заразність” ризику та навіть призводити до системної фінансової кризи” [48, С.1]. Це підтверджує, що з розвитком цифрових фінансів ринковий ризик набуває нових форм, що вимагають адекватних методологічних відповідей.

Операційний ризик зазнав найбільш помітної трансформації: в сучасних умовах до традиційних джерел, перерахованих раніше, додається кіберризик як окремий і суттєвий вимір. Ще нещодавно питання кібербезпеки не так часто пов'язували з явищем операційного ризику напряду, однак під час війни хакерські напади на великі банки здатні призвести до таких негативних наслідків, як витік конфіденційної інформації, підвищений ризик шахрайства, а також припинення роботи систем електронного банкінгу. У січні 2024 р. було здійснено наймасштабнішу DDoS-атаку на обчислювальну систему Monobank обсягом понад 50 мільйонів запитів [5]. Великим викликом стали також аварійні відключення електроенергії через ракетні удари по енергетичній інфраструктурі, наслідками яких повсякчас стають технічні збої, непрацездатність відділень, порушення стабільної роботи банківської установи – все це формує рівень операційного ризику під час війни.

Трансформація ризиків під впливом зазначених факторів має пряму методологічну імплікацію: підходи до їхньої оцінки, розроблені в умовах стабільних ринків, виявляються структурно недостатніми саме в тих ситуаціях, що є найбільш критичними – в умовах криз та геополітичних потрясінь. Зуарі-Хадіджі Р. підтверджує, що ефективне управління ризиками, пов'язаними з інноваційним продуктом, може забезпечити підвищення ефективності банку, тоді як у протилежному випадку виникає зростання ризиків [53]. Це означає, що методологічний вибір інструментів оцінки ризику є не суто технічним, а скоріше

стратегічним питанням. Зміна методології управління ризиком відбувається, зокрема, під тиском регуляторного середовища, яке реагує на зовнішні “коливання” – власне питанню міжнародних стандартів і буде присвячений наступний підрозділ.

1.2 Регуляторне середовище банківської діяльності: порівняльний аналіз міжнародних стандартів

Ця частина роботи присвячена зовнішньому нормативному середовищу, в межах якого банки зобов'язані управляти ризиками, і яке безпосередньо визначає, які методи оцінки є регуляторно прийнятними, а які – ні. Розуміння цих умов є необхідним для коректної інтерпретації результатів подальшого методологічного бенчмаркінгу: порівняння матиме практичне значення лише тоді, коли воно пов'язане з відповідними регуляторними вимогами.

Передумови жорсткого регулювання банківського сектору зумовлені особливим статусом фінансових інституцій у структурі національної та глобальної економіки. Банки виступають головними фінансовими посередниками, масштаби діяльності яких є архіважливими для макроекономічної стабільності. До прикладу, лише в США дані установи забезпечують виділення кредитів обсягом близько 10 трильйонів доларів щорічно станом на 2020 рік і близько 1,3 трлн гривень в Україні станом на 2026 рік [27, С.17; 11].

Оскільки кредитний процес безпосередньо впливає на споживчий попит та капітальні інвестиції бізнесу, призупинення кредитування внаслідок дестабілізації банківського сектору здатне паралізувати економіку. Саме тому органи нагляду встановлюють жорсткі вимоги до достатності капіталу, проводять стрес-тестування та впроваджують механізми захисту прав споживачів.

Ця діяльність тісно переплітається з процесом трансформації ліквідності та строків. Акумуляуючи короткострокові депозити, які можуть бути вилучені в будь-який момент, банки спрямовують їх у довгострокові неліквідні активи у вигляді позик. Ця функція вирішує конфлікт інтересів між вкладниками та позичальниками, але робить банківську модель вкрай вразливою до паніки та

раптового вилучення коштів клієнтами. Саме тому, для збереження довіри до системи, держава вимушена підтримувати системи страхування депозитів та впроваджувати пруденційні нормативи.

Показовим свідченням зростання регуляторного навантаження є динаміка обсягів банківського законодавства. До прикладу, у Великобританії Закон про банки 1979 року містив 52 розділи і 75 сторінок, а Закон про фінансові послуги вже 2012 року – 695 розділів і 534 сторінки. Тобто первинне законодавство зросло у десять разів всього за одне покоління [35]. Ця динаміка відображає не лише бюрократичне розростання, а й зростаючу складність фінансових продуктів та уроки, засвоєні з послідовних криз.

Закони та регулювання відіграють особливу роль у випадку банків, оскільки банківські збої або слабкість можуть мати руйнівний вплив на фінансову систему та економіку. Водночас не тільки наглядові органи, а і ринкові сили спонукають банки обмежувати свої ризик-апетити: установи, що беруть на себе надмірний ризик, не можуть вести свій бізнес, навіть якщо регулятори їм це дозволяють – бо ринок просто не фінансуватиме їх [53].

Що стосується України, з моменту здобуття Незалежності нашим основним вектором стала інтеграція в європейську фінансову систему, ключовим етапом чого є забезпечення відповідності головним регуляторним стандартам і актам. Це зумовлює практичний інтерес до порівняльного аналізу міжнародних стандартів банківського ризик-менеджменту – адже саме вони визначатимуть вимоги до вітчизняних банків у горизонті найближчих років.

У Таблиці 1.1 наведено порівняльний аналіз п'яти ключових регуляторних стандартів, що безпосередньо стосуються управління ринковим, кредитним та операційним ризиками.

Наведена таблиця демонструє логічну послідовність у розвитку регуляторної рамки: кожен наступний стандарт усуває виявлені обмеження попереднього і підвищує чутливість капітальних вимог до реального профілю ризику. Розглянемо детальніше еволюцію Базельських угод та природу ключових змін.

Таблиця 1.1 Порівняльний аналіз регуляторних стандартів банківського ризик-менеджменту

Стандарт	Сутність та статус	Загальна роль у банківському регулюванні	Ринковий ризик	Кредитний ризик	Операційний ризик
Basel II (BCBS, 2004)	Обов'язковий для банків. Введено трикомпонентну архітектуру (Pillar I–III). Перший стандарт, що охоплює кредитний, ринковий та операційний ризики в єдиних вимогах до капіталу	Перехід від єдиного коефіцієнта до ризикочутливих вимог до капіталу. Зобов'язав банки розкривати інформацію про профіль ризику (Pillar III). Ввів наглядний огляд (Pillar II)	VaR як обов'язкова метрика ринкового ризику. Стандартизований підхід або внутрішні моделі на основі VaR (99%, 10-денний горизонт)	Вперше диференційовано ваги ризику залежно від кредитного рейтингу позичальника. IRB-підхід дозволяє банкам використовувати внутрішні оцінки PD, LGD, EAD	Вперше встановлено капітальні вимоги для операційного ризику. Три підходи: BIA, TSA, AMA
Basel III (BCBS, 2010–2019)	Обов'язковий. Є відповіддю на кризу 2008–2009 рр. Суттєво підвищено якість і кількість капіталу, введено нові стандарти ліквідності та нормативи левериджу	Зміцнення спроможності банків поглинати шоки. CET1 підвищено до 4,5% від RWA; загальний капітал $\geq 8\%$. Введено буфери капіталу та підвищені вимоги для системно важливих банків	VaR(99%) збережено як норматив. Введено Stressed VaR для обліку стресових ринкових умов. Підвищено вимоги до капіталу під кореляційний торговий портфель	Підвищено якість капіталу під кредитний ризик (більша частка CET1). Посилено вимоги до сек'юритизаційних позицій та контрагентського кредитного ризику	AMA збережено. Запроваджено коефіцієнт левериджу, що побічно обмежує надмірне нарощування операційно ризикових активів
Basel III Endgame/CR R3 (BCBS 2017, ЄС – з 01.01.2025)	Обов'язковий для банків ЄС з 2025 р. Фінальний пакет реформ Basel III, що усуває надмірну варіативність у розрахунку RWA між банками через output floor (72,5%) та перегляд	Обмеження переваг від використання внутрішніх моделей через output floor. Підвищення порівняльності капітальних показників між банками різних юрисдикцій	Заміна VaR на Expected Shortfall (ES, 97,5%) як регуляторну метрику ринкового ризику. Більш детальний розподіл між торговою і банківською книгами, перегляд	Обмеження використання A-IRB для певних класів активів (великі корпорації, банки). Перегляд стандартизовано го підходу	Скасування AMA. Новий єдиний SA на основі Business Indicator Component (BIC) $\times$ Internal Loss Multiplier (ILM)

	підходів до всіх трьох видів ризику		стандартизовано ого підходу		
DORA (ЄС, набрав чинності 17.01.2025)	Обов'язковий для фінансових установ ЄС: банків, страхових компаній, платіжних установ тощо. Перший комплексний регуляторний акт щодо цифрової операційної стійкості	Запровадження єдиних обов'язкових стандартів управління ІКТ-ризиками. Обов'язковий TLPT (Threat-Led Penetration Testing) для “важливих” установ. Суворі вимоги до управління ризиками третіх сторін (TPRM)	–	–	Обов'язкова звітність про значні ІКТ-інциденти. SITO, CyRST як інструменти оцінки системних операційних загроз
НБУ: Постанова №64 та ДСТУ ISO 31000:2018	Обов'язковий для банків України. Постанова №64 – основний нормативний акт НБУ щодо оцінки кредитного ризику. ДСТУ ISO 31000:2018 – адаптований міжнародний стандарт ризик-менеджменту	Впровадження принципів Basel III в українському регуляторному середовищі. Забезпечення відповідності банків мінімальним регуляторним вимогам у контексті євроінтеграційного курсу	Вимоги до оцінки ринкового ризику відповідно до Basel III. Нормативи валютного ризику та відсоткового ризику банківської книги в рамках SREP (Pillar II)	Детальна методологія класифікації кредитних операцій, формування резервів, оцінки PD/LGD/EAD відповідно до Basel II/III IRB-принципів	З 2024 р. банки зобов'язані враховувати 100% операційного ризику при розрахунку достатності капіталу. Поступова адаптація до Basel III SA. ДСТУ ISO 31000 – методологічна основа процесу ризик-менеджменту

Джерело: складено авторкою на основі [39; 15; 49; 9; 4; 17; 18; 26]

Виникнення Базельського комітету (BCBS) безпосередньо пов'язане з крахом Herstatt Bank (Німеччина, 1974) – банку, що спекулював на валютному ринку та некоректно управляв ризиками розрахунків. Його закриття спричинило глобальні збої у платіжних системах і вперше наочно продемонструвало, що локальний банківський збій може мати системні транскордонні наслідки. У відповідь

центральні банки G10 заснували BCBS при BIS для координації нагляду. Basel I (1988) встановив мінімальний коефіцієнт достатності капіталу: 8% від зважених за ризиком активів. Попри простоту, Basel I мав суттєву ваду: ризикова вага (100%) була однаковою для всіх кредитів незалежно від кредитного рейтингу позичальника, а операційний ризик розглядався як складова кредитного [15].

Basel II (2004) усунув ці обмеження через запровадження трикомпонентної архітектури. Основні цілі реформаторської діяльності Базельського комітету полягали в зміцненні глобальних вимог до капіталу та ліквідності з метою підвищення стійкості банківського сектору, а також вдосконаленні здатності банківського сектору поглинати шоки від фінансового стресу, що знижує ризик системного зараження [39, С.47–48]. Pillar I встановив ризикочутливі капітальні вимоги для трьох видів ризику, Pillar II – наглядовий огляд процесів управління ризиками, а Pillar III – вимоги до розкриття інформації. Для кредитного ризику вперше запроваджено IRB-підхід, що дозволяє використовувати внутрішні оцінки PD, LGD та EAD, в свою чергу для операційного введено три альтернативних підходи (BIA, TSA, AMA).

Однак глобальна фінансова криза 2008–2009 рр. оголила принципові вади Basel II, зокрема недостатність якісного капіталу та відсутність вимог до ліквідності. Basel III запровадив наступний комплекс реформ:

- Реформа капіталу. Мінімальний коефіцієнт між звичайними акціями та зваженими за ризиком активами підвищено з 2 до 4,5%, загальний капітал – щонайменше 8% від RWA;
- Стандарти ліквідності. Банки мають підтримувати достатній обсяг високоякісних ліквідних активів для покриття відтоків у 30-денному стресовому сценарії;
- Системний ризик та взаємозв'язки. Підвищені вимоги до капіталу для системних деривативів та міжфінансових зобов'язань. [39, С.47–48]

Фінальний пакет реформ Базельського комітету (грудень 2017 р.), відомий як «Basel III Endgame», впроваджується в ЄС через CRR3 з 1 січня 2025 р. Його

ключові зміни стосуються трьох аспектів. По-перше, щодо ринкового ризику з 2025 року банки ЄС зобов'язані використовувати для своїх торгових книг показник Expected Shortfall на рівні 97,5% замість VaR(99%), що є результатом тривалої еволюції оцінки ринкових ризиків, розпочатої регуляторами після кризи LTCM 1998 року. По-друге, щодо операційного ризику скасовано AMA (Advanced Measurement Approach) і введено єдиний новий стандартизований підхід, де операційний регуляторний капітал = BIC (Business Indicator Component) $\times$ ILM (Internal Loss Multiplier), де ILM є ризикочутливим компонентом, що враховує внутрішні операційні збитки банку як коригуючий множник [15]. По-третє, впровадження output floor (72,5% від RWA за стандартизованим підходом) обмежує вигоди від використання внутрішніх моделей, підвищуючи порівнянність капітальних показників між банками.

Прикметно, що кожна Базельська угода з'являлася як безпосередня відповідь на масштабну фінансову кризу: Basel I – на потрясіння 1970-х, Basel II – на обмеження, виявлені в умовах ускладнення фінансових інструментів, а Basel III і Basel III Endgame – на кризу 2008–2009 рр. З огляду на цю закономірність не виключено, що наслідки кризи COVID-19 та геополітичних потрясінь 2022 року і до сьогодні у майбутньому дадуть поштовх до чергового перегляду стандартів.

Що стосується впливу міжнародного регулювання на вітчизняну систему ризик-менеджменту, Україна перебуває на шляху поступової гармонізації з базельськими стандартами. В Україні введено аналог ДСТУ ISO 31000:2018 “Менеджмент ризиків. Принципи та настанови”, який набрав чинності з 1 січня 2019 р. [4]. Постанова НБУ №64 адаптує принципи Basel II і III IRB-підходу до оцінки кредитного ризику, а з 2024 р. банки зобов'язані враховувати 100% операційного ризику при розрахунку достатності капіталу. Вступ до ЄС означатиме необхідність повної відповідності CRR3 та DORA – це визначає горизонт і пріоритети вітчизняної регуляторної адаптації.

Таким чином, регуляторна відповідність є не абстрактним критерієм порівняння, а практичним виміром, що має безпосередні фінансові наслідки для

будь-якої кредитної установи. Метод оцінки ризику, закріплений у регуляторній рамці, визначає обсяг капіталу, який банк зобов'язаний утримувати під відповідні позиції, а, отже, прямо впливає на рентабельність і конкурентоспроможність установи. Саме тому порівняльний аналіз кількісних моделей, що реалізується у другому розділі, розглядає нормативну відповідність як один із системних критеріїв поряд із статистичною точністю та інтерпретованістю результатів: модель, що задовольняє вимоги Basel III або DORA, є не просто “кращою” з практичної точки зору, а методологічно виправданою у тому регуляторному середовищі, в якому функціонують реальні банки.

1.3 Сучасний методологічний інструментарій оцінки та моделювання банківських ризиків

Як відомо, банківська система є одним із найбільш чутливих до змін зовнішнього середовища інститутів. Коливання ринкових ставок, кризи ліквідності, геополітичні шоки, технологічна трансформація – усе це безпосередньо впливає на профіль ризику установи та змушує її постійно переглядати й вдосконалювати методологію оцінки ризиків. Таким чином, під виклики зовнішнього середовища підлаштовуються не тільки безпосередньо банківські установи і їх регулятори – паралельно з цим відбувається безперервна еволюція технік вимірювання ризиків. Підрозділ 1.3 систематизує цей інструментарій – від методів оцінки ринкового ризику до операційного та кіберризиків – формуючи методологічний контур для практичного етапу дослідження.

Стандартним інструментом вимірювання ринкового ризику є Value at Risk (VaR), який являє собою максимальний збиток портфелю протягом заданого часового горизонту із заданою малою ймовірністю [49]. VaR є ринковим методом вимірювання ризику, що став стандартом в оцінці фінансових ризиків і використовується в більшості фінансових установ в тому чи іншому вигляді [45].

Існує три основні підходи до розрахунку VaR. Параметричний метод (варіаційно-коваріаційний) базується на припущенні про нормальний розподіл і є

найпростішим в реалізації, але суттєво занижує ризик при наявності важких хвостів розподілу. Метод Historical Simulation використовує фактичний емпіричний розподіл прибутковостей без допущень про його форму, що є перевагою в умовах нестандартних ринкових умов, але робить оцінки залежними від наявної ретроспективи. Метод Monte Carlo генерує велику кількість стохастичних сценаріїв і є найгнучкішим, але обчислювально найбільш вимогливим.

Принциповим обмеженням VaR є те, що цей показник не відповідає на питання “наскільки великими будуть збитки, якщо ми все ж опинилися у найгіршому хвості розподілу?”. Саме для подолання цього обмеження було розроблено Expected Shortfall (ES, або Conditional VaR) – очікувана величина збитків за умови, що вони вже перевищили рівень VaR. Як було згадано в попередньому підрозділі, саме ES(97,5%) став обов'язковим показником замість VaR(99%) для торгової книги банків ЄС починаючи з 2025 р.

Для динамічного моделювання волатильності використовується сімейство GARCH-моделей (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity). На відміну від статичних моделей, GARCH враховує ключову емпіричну властивість фінансових рядів – кластеризацію волатильності. Ринковий ризик тісно пов'язаний з відсотковим ризиком – при зростанні відсоткових ставок ціни цінних паперів знижуються, і ця нестабільність має виражений часовий характер.

Повертаючись до кредитного ризику, його кількісна оцінка ґрунтується на трьох компонентах, які ми розглянули раніше: PD, LGD та EAD. Серед статистичних методів оцінки PD базовим інструментом є логістична регресія (Logit) – її перевага полягає в інтерпретованості через Odds Ratios (OR): кожен коефіцієнт безпосередньо вказує, у скільки разів зміна предиктора на одиницю змінює шанси дефолту. Це є критичним з регуляторної точки зору, оскільки банк зобов'язаний пояснити підставу кредитного рішення [17].

Якість скорингових моделей оцінюється через ROC-криву (Receiver Operating Characteristic) та показник AUC (Area Under the Curve). ROC відображає компроміс між чутливістю (TPR – частка правильно виявлених дефолтів) та специфічністю

(TNR – частка правильно класифікованих надійних позичальників) при різних порогових значеннях. $AUC = 0,5$ відповідає випадковому вгадуванню, $AUC = 1,0$ – ідеальній розрізняльній здатності, а значення $0,7–0,8$ є прийнятним для реальних банківських датасетів. Матриця класифікації дозволяє окремо оцінити помилки першого роду (FPR – хибнопозитивний результат: відмова надійному позичальнику) та другого роду (FNR – пропущений дефолт). З банківської точки зору помилка другого роду є більш критичною, бо за нею слідує прямий кредитний збиток.

Інший різновид алгоритмів, метод Machine Learning, розширює можливості кредитного скорингу за рахунок нелінійного моделювання. “Метод дерева рішень”, один із найвідоміших представників ML, є різновидом методів експертних оцінок, що застосовується для оцінки кредитного ризику і проявляє свою ефективність за відсутності достовірної інформації [44]. Ла Торре М. підкреслює трансформаційний потенціал ML: “застосування технік машинного навчання пропонує потенціал для трансформації управління банківськими ризиками, з побудовою більш точних ризик-орієнтованих моделей, підтримуваних складними нелінійними схемами у великих масивах даних” [39, С.50]. Разом з тим, вищий рівень точності ML-моделей супроводжується зниженням їхньої прозорості (так зване явище “чорної скриньки), що суперечить регуляторним вимогам Базеля щодо “пояснюваності”. Це протиріччя залишається відкритим питанням і потребує подальшого дослідження й доопрацювання – зокрема щодо механізмів узгодження точності прогнозних моделей із вимогами прозорості та інтерпретованості.

Тим часом управлінські підходи до операційного ризику еволюціонують від механічних коефіцієнтних формул до ризикочутливіших методів: прикладом цього є введення визначення капіталу $BIC \times ILM$, що прийшло на зміну AMA із затвердженням Basel III Endgame. Паралельно свій статус найуніверсальніших інструментів зберігають стрес-тестування й метод аналогій, насамперед завдяки їх ефективності в кризових умовах.

Окремим, відносно новітнім вектором розвитку став генеративний ШІ, який відкриває нові можливості для ризик-менеджменту: автоматизацію самооцінки, аналіз першопричин інцидентів, предиктивне сценарне тестування та моніторинг ризиків третіх сторін. Проте ці переваги обмежені упередженістю моделей і залежністю від якості вхідних даних (принцип GIGO), що робить необхідною формальну систему врядування GenAI [35]. У Таблиці 1.2 узагальнено основні вектори методологічної трансформації для кожного з видів ризику.

Таблиця 1.2 Еволюція методологічного інструментарію оцінки банківських ризиків

Вид ризику	Попередній підхід	Обмеження попереднього підходу	Поточний тренд	Регуляторне підґрунтя
Ринковий ризик	Parametric VaR (99%, нормальний розподіл); Historical Simulation; фіксований часовий горизонт	Недооцінка хвостових збитків; залежність від нормальності розподілу; відсутність відповіді на питання "скільки ми втратимо понад VaR?"	Expected Shortfall (ES, 97,5%); динамічне моделювання волатильності (GARCH); Monte Carlo для нелінійних позицій	Basel III Endgame / FRTB (CRR3, ЄС з 2025 р.): ES обов'язковий натомість VaR для торгової книги
Кредитний ризик	Експертна оцінка кредитоспроможності; Z-моделі (Альтман); коефіцієнтний аналіз балансових показників	Суб'єктивність; неспроможність обробляти великі масиви даних; відсутність формалізованих критеріїв якості моделей	Логістична регресія (PD-скоринг); Machine Learning (дерева рішень, Random Forest, XGBoost); валідація через ROC/AUC; вимоги до пояснюваності (XAI)	Basel II/III IRB-підхід (PD, LGD, EAD); EU AI Act (2024): системи скорингу — категорія high-risk AI
Операційний ризик	BIA (15% × GI); TSA (β-коефіцієнти); якісні RCSA без кількісної	Нечутливість до реального профілю ризику	Новий SA (BIC × ILM); проактивне	Basel III Endgame: скасування

	прив'язки; реактивний збір даних про збитки	банку; надмірна варіативність між установами; AMA — складна і маніпулятивна	сценарне тестування; GenAI для автоматизації RCSA та аналізу першопричин	AMA, новий SA з Internal Loss Multiplier; DORA, обов'язкова звітність про ІКТ-інциденти
Кіберризик	Підкатегорія операційного ризику без окремої кількісної оцінки; якісні опитування та контрольні списки	Неможливість включення в стрес-тести капіталу; відсутність порівнянних кількісних метрик між установами	VaR-моделювання на основі ORX News / Advisen даних; Cyber RAM (МБФ); SITO та CyRST як системні метрики стійкості; AI-assisted моніторинг аномалій	DORA (ЄС, 2025): кіберризик — самостійна регуляторна категорія

Джерело: складено авторкою на основі [49; 15; 39; 52; 35; 32]

Таблиця наочно демонструє спільну закономірність: у всіх чотирьох категоріях спостерігається рух від статичних нормативних підходів до динамічних, data-driven методів – більш чутливих до реального профілю ризику, але й більш вимогливих до якості даних та аналітичної спроможності установи. Ця закономірність безпосередньо пов'язана з регуляторними змінами, розглянутими у підрозділі 1.2: вимоги Basel III Endgame, DORA та інших фактично закріплюють методологічний перехід як обов'язковий, а не факультативний.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1

Перший розділ сформував теоретико-методологічну основу дослідження, необхідну для коректної постановки та інтерпретації прикладного бенчмаркінгу другого розділу. Систематизація матеріалу дозволяє сформулювати чотири ключових висновки.

По-перше, банківський ризик-менеджмент має двоїсту природу: він є одночасно і регуляторним обов'язком, і стратегічним інструментом управління вартістю установи. Мета ризик-менеджменту полягає не в усуненні ризику, а у визначенні його оптимального рівня, що максимізує вартість банку [39]. Концепція інтегрованого управління ризиками (ERM) відображає той факт, що кредитний, ринковий та операційний ризики є взаємозалежними і потребують комплексного, а не ізольованого управління [49; 15].

По-друге, кожен з трьох базових видів ризику зазнав суттєвої трансформації під впливом цифровізації та геополітичних потрясінь. Кредитний ризик в умовах воєнного стану набуває нових детермінантів; ринковий – демонструє загострення хвостових подій; операційний – поповнився кіберризиком як окремою та значущою підкатегорією з власними методами оцінки і регуляторними стандартами.

По-третє, еволюція Базельських угод від Basel I до Basel III Endgame відображає регуляторне закріплення методологічного прогресу: перехід від VaR до ES для ринкового ризику, від AMA до нового SA для операційного, від спрощених вагових коефіцієнтів до IRB-підходу для кредитного. Ця еволюція задає зовнішній орієнтир для методологічного бенчмаркінгу: порівнювати методи слід не лише за точністю, але й за регуляторною відповідністю.

По-четверте, методологічний контур для прикладного аналізу другого розділу визначається таким чином. Для ринкового ризику це порівняння трьох методів розрахунку VaR (Historical Simulation, Parametric, Monte Carlo) та Expected Shortfall з верифікацією через бектестинг і GARCH-моделювання волатильності. Для кредитного ризику – порівняння логістичної регресії та дерева рішень з оцінкою за AUC, чутливістю та специфічністю на стандартизованому кредитному датасеті. Для операційного та кіберризiku – аналітичний огляд сучасних підходів до вимірювання операційних збитків і кіберзагроз у зіставленні з міжнародними практиками регулювання. Таке порівняння дозволить продемонструвати, яку методологічну відстань пододала індустрія від класичних підходів до сучасних, і

яка з моделей є більш адекватною вимогам як регулятора, так і реального ринкового середовища.

РОЗДІЛ 2

ЕКОНОМЕТРИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА АНАЛІТИЧНИЙ БЕНЧМАРКІНГ БАНКІВСЬКИХ РИЗИКІВ

2.1 Економетричний бенчмаркінг моделей ринкового ризику: VaR та Expected Shortfall

Сучасна банківська практика дедалі більше спирається не просто на дотримання мінімальних регуляторних вимог, а на активне використання кількісних методів для вимірювання, контролю та мінімізації ризиків. Водночас питання вибору найбільш адекватного інструментарію залишається відкритим. Через свою специфіку різні моделі дають різні оцінки того самого ризику – розуміння, чому це відбувається і яка модель надійніша в конкретних умовах це, фактично, і є пряме втілення методологічного бенчмаркінгу.

У цьому розділі проводиться практична апробація та порівняльний аналіз кількісних моделей для трьох ключових типів банківського ризику: ринкового, кредитного та операційного. Логіка побудови розділу відповідає еволюційній траєкторії розвитку методів ризик-менеджменту – від базових підходів до більш складних і точних, які сьогодні рекомендовані міжнародними регуляторами в рамках Basel III та його доповненої версії. Подібне порівняння дозволяє не лише оцінити точність окремих моделей, а й зрозуміти, чому міжнародна спільнота поступово відмовляється від одних підходів на користь інших.

Для аналізу ринкового ризику обрано акції ING Group, що являє собою один з найбільших банківських холдингів Європи. Для моделювання кредитного ризику використано German Credit Dataset – міжнародно визнаний бенчмарковий датасет UCI Machine Learning Repository, який традиційно застосовується в академічних дослідженнях для валідації скорингових моделей [53]. Розрахунки виконано в середовищі R Studio із використанням пакетів quantmod, rugarch, tseries, pROC, caret та ін.

Як було з'ясовано в попередньому розділі, ринковий ризик можна охарактеризувати як ризик фінансових втрат унаслідок несприятливих змін ринкових цін, процентних ставок або обмінних курсів. Для банків він є особливо актуальним у контексті торгового портфеля та управління активами і пасивами. В першому розділі було з'ясовано, що традиційно для вимірювання ринкового ризику використовується показник Value at Risk (VaR), однак із введенням вимог Basel III регулятори починають переходити до більш консервативного показника – Expected Shortfall (ES). У цьому підрозділі нашою центральною метою є практичний розгляд цього протиставлення: на основі фінансових показників великого банківського холдингу проаналізувати, чому перехід від традиційної моделі VaR до ES є логічним і виправданим кроком, закріпленим в останніх версіях регуляторних актів, і як наслідок – чому ця трансформація є доцільною в банківській практиці.

Вибір об'єкта аналізу зумовлений кількома міркуваннями. ING Group є великим банківським холдингом родом з Нідерландів, акції якого котируються на NYSE під тикером ING [37]. Він є одним із найліквідніших інструментів серед європейських банків на міжнародних ринках, що робить дані якісними та репрезентативними для аналізу ринкового ризику банківського сектору. Обраний період, з 1 квітня 2018 року по 1 квітня 2026 року, охоплює кілька значущих кризових епізодів: пандемію COVID-19, повномасштабне вторгнення Росії в Україну та подальші геополітичні потрясіння, що суттєво підвищує аналітичну цінність вибірки, оскільки дозволяє перевірити поведінку моделей саме в умовах ринкової турбулентності, що, по суті, і є ключовою задачею ризик-менеджменту.

Розгляньмо описову статистику. Базою для всіх подальших розрахунків слугують денні логарифмічні прибутковості акцій ING Group. Відповідна вибірка наведена у Таблиці 2.1.

Вибірка містить 2 011 денних спостережень, що є оптимальною цифрою для статистично надійних оцінок. Середня денна прибутковість становить 0,071%, що відповідає помірному зростанню протягом аналізованого горизонту. Найбільш показовими є, однак, не середні, а екстремальні значення: мінімальна прибутковість

склала -20,33% (відповідає березню 2020 р., коли ринки обвалилися через оголошення пандемії COVID-19), а максимальна – +18,64%. Стандартне відхилення 2,30% свідчить про суттєву щоденну мінливість цінного паперу.

Таблиця 2.1 Описова статистика денної прибутковості акцій ING Group в період з 01.04.2018 по 01.04.2026

Показник	Значення
Кількість спостережень	2011.0000
Середнє значення, %	0.0710
Стандартне відхилення, %	2.2974
Мінімум, %	-20.3252
Максимум, %	18.6408
Асиметрія (Skewness)	-0.2462
Експес (Kurtosis)	13.4717

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio на основі даних Yahoo Finance, [37]

Додатково звернемо увагу на два показники форми розподілу. По-перше, асиметрія (skewness) дорівнює -0,2462 – незначна від'ємна, тобто великих негативних відхилень дещо більше, ніж позитивних. По-друге, і це критично важливо для подальшого аналізу, експес (kurtosis) дорівнює 13,47 – майже у 4,5 рази більший за значення нормального розподілу (себто 3). Це свідчить про присутність так званих “важких хвостів”, або fat tails, наявність яких вказує на те, що екстремальні події відбуваються значно частіше, ніж передбачає нормальний розподіл. Саме це робить використання параметричного VaR на основі нормального розподілу потенційно небезпечним, адже він здатен системно недооцінювати ймовірність катастрофічних втрат.

Перш ніж переходити до розрахунків VaR та побудови GARCH-моделі, необхідно перевірити властивість стаціонарності часового ряду: як відомо,

нестационарні ряди не можна безпосередньо використовувати в економетричному моделюванні, позаяк отримані оцінки з високою вірогідністю будуть “несправжніми”, що пояснюється явищем хибної регресії або *spurious regression* – сценарій, за якого стандартні економетричні тести можуть демонструвати хибний, зовні статистично значущий лінійний зв'язок між незалежними нестационарними часовими рядами [33]. Для перевірки використано розширений тест Дікі-Фуллера (ADF-тест). Результати подані у Таблиці 2.2:

Таблиця 2.2 Результати ADF-тесту на стаціонарність

Показник	Ціни (рівні)	Прибутковості (перші різниці)
ADF-статистика	-1,9330	-11,6731
p-value	0,6067	< 0,01
Висновок:	НЕ стаціонарний I(1)	Стаціонарний I(0)

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio

Ціновий ряд є нестационарним ($p = 0,61 > 0,05$), тобто містить одиничний корінь і є інтегрованим процесом $I(1)$ – стандартна ситуація для фінансових цін. Після взяття перших різниць (переходу до прибутковостей) ряд набуває стаціонарності ($ADF = -11,67$, $p < 0,01$). Такий результат підтверджує коректність подальшого аналізу саме на основі ряду прибутковостей, а не цін.

На основі стаціонарного ряду денних прибутковостей розраховано Value at Risk (VaR) та Expected Shortfall (ES) на рівні довіри 95% трьома методами. Повертаючись до тлумачень і теоретичних аспектів методології, VaR на рівні 95% означає, що з імовірністю 95% щоденні втрати не перевищать розраховане значення. Іншими словами, лише в 5% торгових днів реальні втрати будуть більшими. В свою чергу ES (або CVaR) відповідає на питання: якщо ми все ж

потрапили до цих найгірших 5%, скільки в середньому ми втратимо? З цієї причини ES вважається більш консервативним і інформативним показником.

Таблиця 2.3 Порівняльні результати розрахунку VaR та ES з рівнем довіри 95%

Метод	VaR_95	ES_95
Historical Simulation	-3.241%	-5.365%
Parametric (Normal)	-3.708%	-4.668%
Monte Carlo	-3.703%	-4.667%

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio

Результати апробації трьох базисних методів розрахунку VaR, історичного, параметричного і Монте-Карло, демонструють цікаве і показове розходження – по суті, центральний елемент нашого бенчмаркінгу. Historical Simulation демонструє $VaR = -3,241\%$, тоді як Parametric та Monte Carlo – приблизно $-3,70\%$. Тобто параметричні методи оцінюють одноденний ризик на рівні довіри 95% приблизно на 0,46 в.п. суворіше, ніж HS. При цьому ситуація з ES кардинально протилежна: HS дає $ES = -5,365\%$, тоді як параметричні підходи – лише $-4,667$ – $-4,668\%$. Розрив між VaR та ES для HS ($5,365\% - 3,241\% = 2,124$ в.п.) значно більший, ніж для параметричних методів ($\sim 0,96$ в.п.).

Цьому спостереженню є конкретне пояснення. Historical Simulation не робить жодних припущень про форму розподілу. Вона просто бере реальні дані такими, якими вони є, включно з усіма екстремальними значеннями на кшталт $-20,33\%$ у березні 2020 року. Тому її ES “знає” про ці катастрофічні втрати і враховує їх безпосередньо. Parametric VaR, навпаки, припускає нормальний розподіл, де такі екстремуми практично неможливі – і тому його ES є меншою за модулем. Враховуючи, що ексцес вибірки $= 13,47$, саме HS дає більш реалістичну оцінку ризику в “найгірших сценаріях”.

З практичного погляду це означає, що якщо банк використовує Parametric VaR, він формує менший буфер капіталу під ринковий ризик, ніж якби використовував HS-метод. Саме тому регулятори в рамках Basel III і IV вимагають переходу від VaR до ES – він ефективніше захищає від хвостових втрат, які є серйозною загрозою в умовах криз і економічної турбулентності.

Статичні методи VaR мають один суттєвий недолік: вони не враховують, що волатильність фінансових ринків є змінною в часі. У спокійні дні ринок коливається мало, під час криз – дуже сильно. Ця властивість, кластеризація волатильності, вважається одним із найвідоміших емпіричних фактів у фінансовій економетриці, вперше описана Бенуа Мандельбротом у 1963 році [32]. Для її моделювання використовується GARCH-модель (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), яка дозволяє отримувати динамічні оцінки волатильності, що оновлюються щодня на основі нових даних.

Оцінені параметри моделі GARCH(1,1) з t-розподілом Стюдента представлені у Таблиці 2.4. Вибір саме t-розподілу (на відміну від нормального) обумовлений виявленням раніше значним ексцесом розподілу прибутковостей – t-розподіл з кінцевими ступенями свободи краще апроксимує важкі хвости.

Таблиця 2.4 Параметри моделі GARCH(1,1) для ING Group

Параметр	Значення	Економічний зміст
omega (ω)	1.3e-05 (0.000013)	Базова компонента дисперсії
alpha1 (α_1)	0.0963	Реакція на нові шоки (короткострокова мінливість)
beta1 (β_1)	0.8824	Інерція волатильності (вплив минулих періодів)
Persistence ($\alpha + \beta$)	0.9787	Персистентність (загальна стійкість волатильності)

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio (пакет rugarch)

Оскільки сума $\alpha + \beta$ наближається до 1 (0.9787), це свідчить про високу стійкість шоків волатильності. Тобто після різкого стрибка ринку мінливість згасатиме дуже повільно, а період високої турбулентності буде тривалим.

Як можемо бачити, всі параметри моделі є статистично значущими на рівні 0,1%, що підтверджує коректність специфікації. Тепер розгляньмо змістовну інтерпретацію ключових коефіцієнтів.

Коефіцієнт $\alpha_1 = 0,0963$ відображає реакцію волатильності на нові шоки (“ефект новин”): наприклад, якщо вчора відбулося різке падіння або зростання ринку, сьогоднішня оцінка волатильності зросте на відповідну величину [29]. Коефіцієнт $\beta_1 = 0,8824$ відображає інерцію – наскільки довго зберігається підвищена волатильність після шоку. Сума $\alpha_1 + \beta_1 = 0,9787$ є близькою до одиниці, що свідчить про дуже високу персистентність волатильності: шоки на ринку акцій ING Group затухають повільно і можуть залишатися протягом тривалого часу. Це типова характеристика банківських акцій під час кризових епізодів: COVID-19 і геополітична напруженість залишали підвищену невизначеність на ринках тижнями і місяцями. Параметр форми $v = 4,42$ підтверджує, що t-розподіл із такою кількістю ступенів свободи має значно важчі хвости порівняно з нормальним, що відповідає емпіричним спостереженням.

Вимоги до моделей часових рядів передбачають проведення двох обов'язкових перевірок: тесту на нормальність залишків та оцінки якості прогнозу. Результати наведено нижче.

Тест Харке-Бера на стандартизованих залишках GARCH дав $\chi^2 = 735,48$ при $p \approx 0$, тобто гіпотеза про нормальність залишків відхиляється. На перший погляд це може здатися проблемою, однак у контексті фінансових часових рядів така ситуація є цілком очікуваною і прийнятною. По суті, тест підтверджує те, що ми вже знали з описової статистики – наявність важких хвостів. Саме тому в моделі свідомо застосовано t-розподіл замість нормального. Важливіше інше: тест Льюнга-Бокса на квадрати стандартизованих залишків (перевірка залишкових ARCH-ефектів) показав $p = 0,9842$, що означає повну відсутність залишкових ефектів ARCH у

залишках. Це свідчить, що модель GARCH(1,1) адекватно вловила всю структуру мінливості і нічого суттєвого не залишила у залишках.

Таблиця 2.5 Результати тестів адекватності GARCH(1,1)

Тест	Статистика	p-value	Висновок
Jarque-Bera (нормальність залишків)	735,48	< 0,001	Ненормальний розподіл – типово для фін. рядів
Ljung-Box (квадрати залишків, lag=10)	–	0,9842	ARCH-ефекти відсутні
Weighted ARCH LM [lag 3]	0,1860	0,6663	Відсутні залишкові ARCH-ефекти
Weighted ARCH LM [lag 5]	0,4713	0,8921	Відсутні залишкові ARCH-ефекти

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio

Ключовою перевіркою якості VaR-моделі є бектестинг – повторний огляд того, наскільки реальна частота перевищень VaR відповідає заявленому рівню значущості. Якщо модель правильна, то при VaR(95%) реальна частота перевищень має дорівнювати 5%. Для формальної перевірки використано тест Купіца (Курієс POF-test), який порівнює очікувану і фактичну кількість порушень через LR-статистику з розподілом χ^2 з одним ступенем свободи. Результати тесту наведено у Таблиці 2.6.

Таблиця 2.6 Результати бектестингу Historical Simulation VaR (95%)

Показник	Значення
Загальна кількість спостережень	2 011
Очікувана кількість перевищень (5%)	100,6
Фактична кількість перевищень	101

Фактична частота перевищень	5,02%
LR-статистика Купіца	0,0021
p-value	0,9633
Висновок	Модель адекватна, H_0 не відхиляється

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio

Результат бектестингу є майже ідеальним. Фактична кількість перевищень (101) майже збігається з очікуваною (100,6), фактична частота (5,02%) практично дорівнює теоретичній (5%). LR-статистика = 0,0021 при $p = 0,9633$ — H_0 про адекватність моделі не відхиляється з будь-яким розумним рівнем значущості. Це означає, що Historical Simulation VaR на рівні довіри 95% коректно описує поведінку хвоста розподілу прибутковостей ING Group протягом аналізованого 8-річного горизонту, включаючи кризові епізоди 2020 та 2022 років.

Для оцінки якості прогнозу волатильності GARCH також розраховано стандартні метрики точності прогнозу: $MSE = 0,000276$ та $MAE = 0,01236$. Ці значення вказують на прийнятний рівень відхилення умовної волатильності GARCH від реалізованої (абсолютної) прибутковості як проксі.

В якості фінального етапу оцінки досліджуваної моделі, для наочного відображення динаміки прибутковостей та розрахованих рівнів ризику побудовано графічну серію. На Рисунку 2.1 представлено динаміку денної прибутковості акцій ING Group за аналізований період з нанесеними рівнями VaR та ES методом Historical Simulation. Горизонтальні лінії відповідають рівням $-3,24\%$ (VaR, пунктир) та $-5,36\%$ (ES, пунктир). Чітко виділяється зона підвищених втрат у березні–квітні 2020 року, коли прибутковості неодноразово пробивали рівень VaR, та в лютому–березні 2022 року. Саме ці піки і формують “важкий хвіст” розподілу, який параметричні методи систематично недооцінюють.

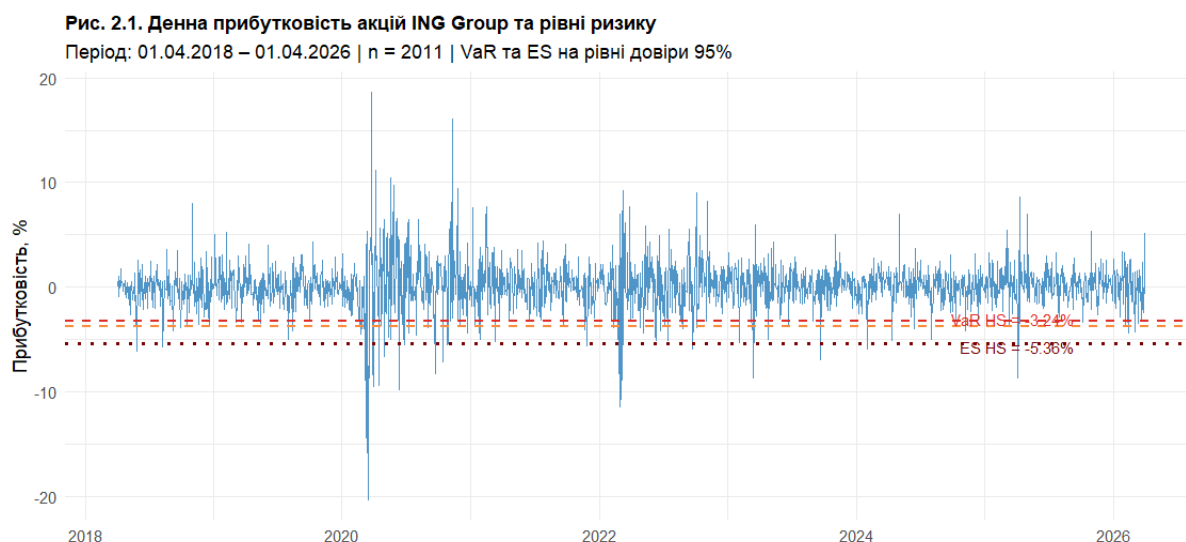


Рисунок 2.1 – Денна прибутковість акцій ING Group та рівні ризику в період з 01.04.2018 по 01.04.2026

Джерело: змодельовано авторкою у середовищі R Studio на основі даних Yahoo Finance, [37]

На Рисунку 2.2 відображено умовну волатильність, отриману з GARCH(1,1). Графік дуже наочно ілюструє явище кластеризації волатильності: є відносно спокійні тривалі проміжки (2019, частково 2023–2024) та різкі сплески, наприклад COVID-19 (волатильність зростає вдесятеро) та геополітична криза 2022 р. Це підтверджує доцільність динамічного підходу GARCH порівняно зі статичними VaR-методами, які використовують одне незмінне значення волатильності для всього аналізованого горизонту.

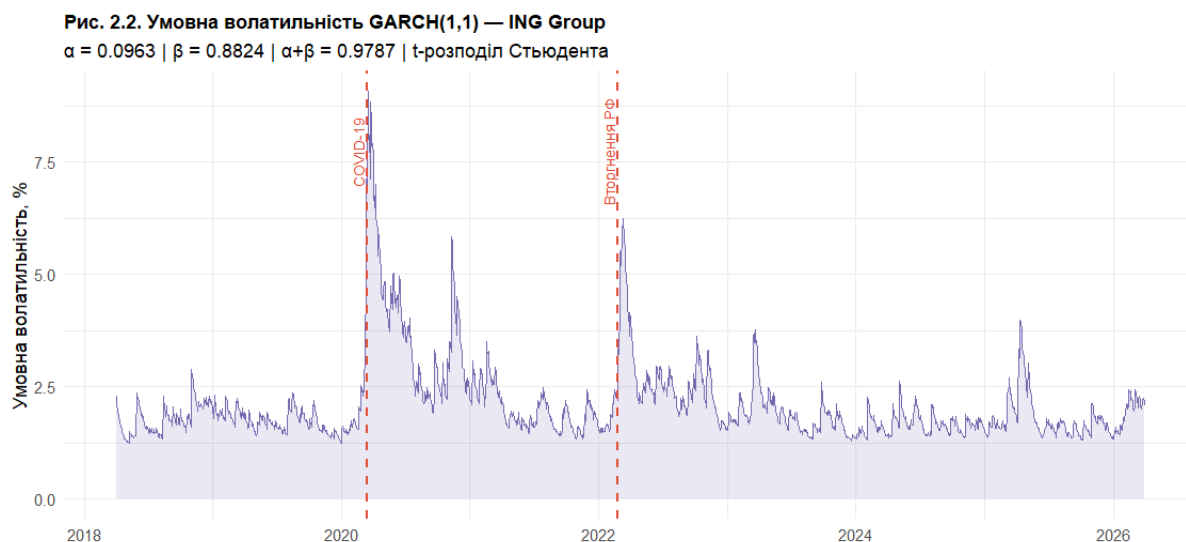


Рисунок 2.2 – Умовна волатильність GARCH(1,1) для ING Group

Джерело: змодельовано авторкою у середовищі R Studio на основі даних Yahoo Finance, [37]

На Рисунку 2.3 зображено емпіричний розподіл денної прибутковості у порівнянні з теоретичним нормальним розподілом. Видно, що реальний розподіл має значно вищий і гостріший пік та значно ширші хвости порівняно з нормальним – це і є графічне відображення ексцесу 13,47. Крива нормального розподілу (червона лінія) суттєво занижує ймовірність значних відхилень, тобто підтверджує теоретичний висновок про неприйнятність параметричного VaR на основі нормального розподілу для цих даних.

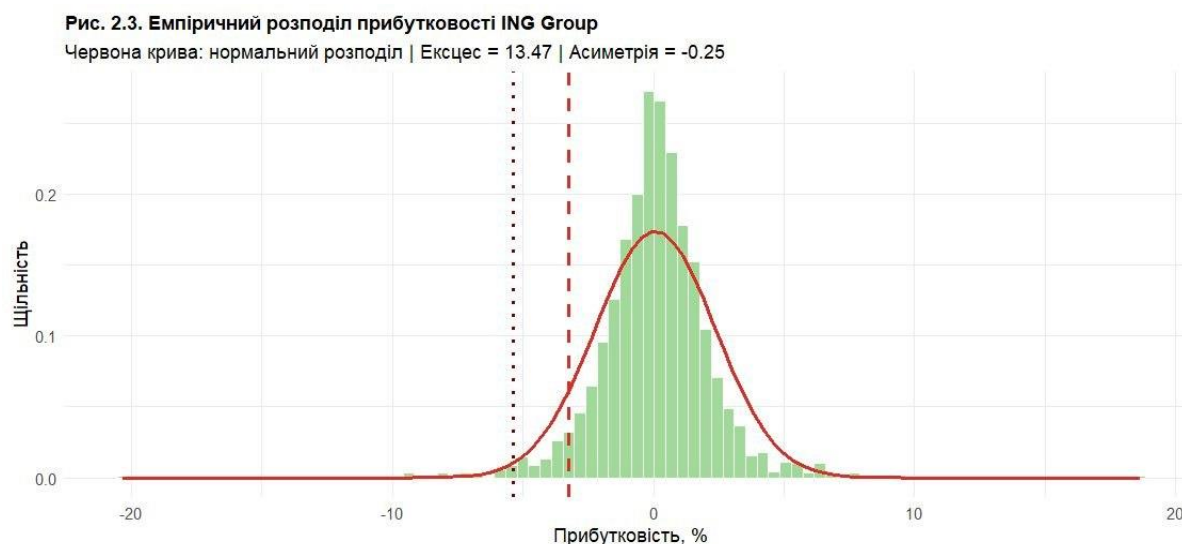


Рисунок 2.3 – Емпіричний розподіл прибутковості ING Group

Джерело: змодельовано авторкою у середовищі R Studio на основі даних Yahoo Finance, [28]

На Рисунку 2.4 відображено всі фактичні перевищення VaR за аналізованим горизонтом (червоні точки). Загалом таких перевищень 101 зі 2011 спостережень (5,02%), і вони рівномірно розподілені в часі, без значної кластеризації в окремих проміжках – що є додатковим підтвердженням адекватності моделі.

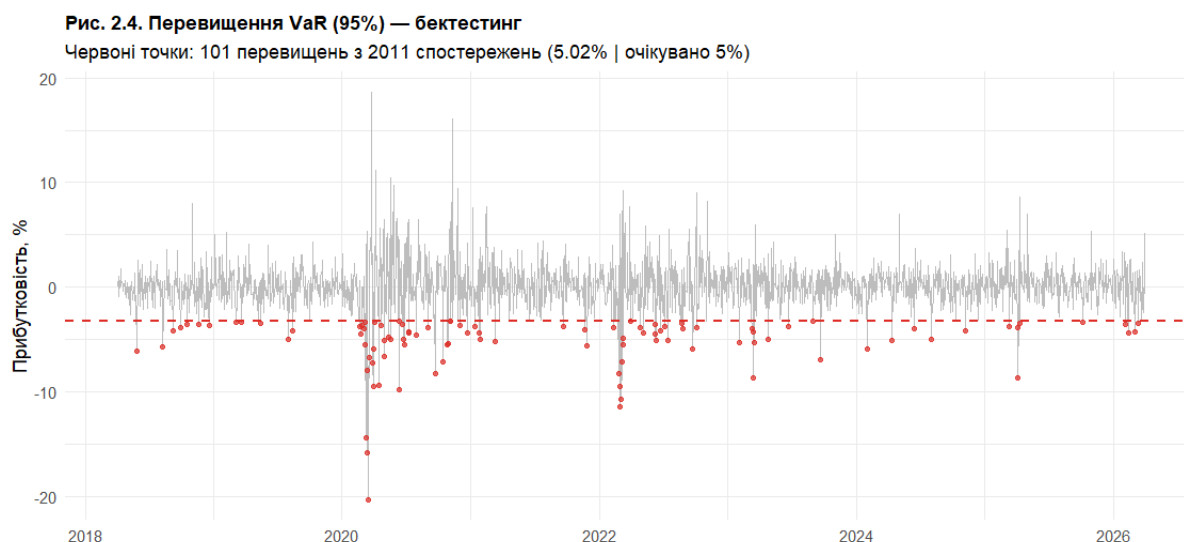


Рисунок 2.4 – Перевищення VaR (95%), бектестинг

Джерело: змодельовано авторкою в середовищі R Studio на основі даних Yahoo Finance, [37]

Узагальнюючи результати підрозділу 2.1, можна сформулювати такі висновки. По-перше, всі три методи VaR дають відносно схожі, але не ідентичні оцінки: Historical Simulation є менш консервативною за VaR, але більш консервативною за ES порівняно з параметричними підходами. Це пояснюється тим, що HS безпосередньо враховує емпіричну форму розподілу з важкими хвостами, тоді як нормальний розподіл їх недооцінює. По-друге, бектестинг підтвердив адекватність Historical Simulation: фактична частота перевищень (5,02%) практично співпадає з очікуваною (5,00%), а тест Купіца не дає підстав для відхилення моделі. По-третє, GARCH(1,1) виявив суттєву кластеризацію волатильності з персистентністю 0,9787, що підтверджує недоцільність використання статичних VaR-моделей для динамічного управління ризиком. Нарешті, перехід від VaR до ES, ініційований Basel III і IV, є методологічно виправданим: для даного ряду розрив між VaR та ES за HS-методом становить 2,12 в.п., що вказує на суттєвий ризик, який VaR просто “не бачить”.

2.2 Побудова та оцінка якості моделей кредитного скорингу

Як було розглянуто в попередніх розділах, кредитний ризик – це ризик того, що позичальник не виконає своїх зобов'язань перед банком. Це найбільший за обсягом ризик для більшості банків: кредитний портфель формує основну частину активів, і саме кредитні збитки історично стали причиною більшості банківських криз. Ключовим завданням кредитного ризик-менеджменту є оцінка ймовірності дефолту, тобто кількісна відповідь на питання “з якою ймовірністю цей позичальник не поверне кредит?”.

Для вирішення цього завдання, в поточному підрозділі порівнюються два підходи: логістична регресія, як класичний статистичний метод, що широко використовується в банківській практиці, та дерево рішень, як представник методів машинного навчання. Таке порівняння дозволяє висвітлити компроміс між точністю та інтерпретованістю, що є одним із ключових викликів сучасного кредитного скорингу.

Для аналізу використано German Credit Dataset (UCI Machine Learning Repository, Гофман, 1994) – один із найцитованіших відкритих датасетів для валідації скорингових моделей у академічних дослідженнях [47]. Датасет містить 1000 записів про банківські кредити з 20 характеристиками позичальника, таких як строк і сума кредиту, стан поточного та ощадного рахунку, кредитна історія, вік, зайнятість тощо. Цільова змінна виражена статусом кредиту: норма (0) або дефолт (1). Хоча датасет не прив'язаний до конкретного часового горизонту, він використовується як загальновизнаний бенчмарк саме через репрезентативність і якість кодування змінних.

Розподіл цільової змінної виглядає наступним чином: 700 спостережень (70%) – норма і 300 (30%) – дефолт. Наявність дисбалансу класів (70/30) є типовою для кредитних датасетів і враховується при інтерпретації результатів. Датасет розділено на тренувальну і тестову вибірки (750 спостережень, 75% і 250 спостережень, 25%, відповідно) за випадковим стратифікованим відбором (seed = 42) для відтворюваності результатів.

Як ми вже визначили, логістична регресія є стандартним інструментом кредитного скорингу в банківській індустрії. Її ключова перевага це інтерпретованість: кожен коефіцієнт моделі може бути перетворений на Odds Ratio і пояснений зрозумілою мовою. Для регуляторів і наглядових органів це критично важливо – банк зобов'язаний пояснити, чому конкретному позичальнику відмовлено в кредиті [17].

У модель включено вісім предикторів: строк кредиту (duration), сума кредиту (amount), вік позичальника (age), стан поточного рахунку (checking), кредитна історія (credit_hist), стан ощадного рахунку (savings), частка платежу від доходу (install_rate) та тривалість поточної зайнятості (employment). Вибір цих змінних обумовлений як їхнім практичним значенням у банківській практиці, так і теоретичними уявленнями про детермінанти кредитного ризику.

Таблиця 2.7 Результати логістичної регресії, оцінки коефіцієнтів

Змінна	Оцінка	Ст. похибка	z-значення	Pr(> z)	Значущість
(Intercept)	2,334068	0,583099	4,003	6,26e-05	< 0,001
duration (строк кредиту)	0,038193	0,007557	5,054	4,32e-07	< 0,001
amount (сума кредиту)	-0,274919	0,068924	-3,989	6,64e-05	< 0,001
age (вік)	-0,015892	0,008688	-1,829	0,0674	< 0,1
checking (пот. рахунок)	-0,622316	0,081064	-7,677	1,63e-14	< 0,001
credit_hist (кред. історія)	-0,376449	0,089292	-4,216	2,49e-05	< 0,001
savings (ощадний рахунок)	-0,094430	0,079765	-1,184	0,2365	незначущий

install_rate (платіж/дохід)	0,045419	0,085909	0,529	0,5970	незначущий
employment (зайнятість)	-0,141632	0,124992	-1,133	0,2572	незначущий

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio

Перш ніж інтерпретувати окремі коефіцієнти, перевіримо статистичну значущість моделі в цілому. LR-тест (аналог F-критерію Фішера для логістичної регресії) показав $\chi^2 = 182,94$ при 8 ступенях свободи та $p < 0,001$. Це означає, що модель в цілому є статистично значущою – включені предиктори разом дійсно пояснюють ймовірність дефолту краще, ніж відсутність будь-якої моделі. Псевдо- R^2 Макфаддена становить 0,2008, на нижній межі діапазону 0,20–0,40, що вважається задовільною специфікацією для логіт-моделей.

Тепер розгляньмо змістовну інтерпретацію значущих коефіцієнтів через Odds Ratios (OR). OR показує, у скільки разів змінюються шанси дефолту при збільшенні предиктора на одиницю.

Найсильнішим предиктором дефолту виявився стан поточного рахунку (checking): OR = 0,537, тобто кращий стан рахунку знижує шанси дефолту майже вдвічі. Це цілком логічно: позичальник із позитивним або нульовим балансом поточного рахунку є значно надійнішим, ніж той, у кого рахунок у мінусі. Кредитна історія (credit_hist) також суттєво знижує ризик дефолту: OR = 0,686 – позичальники з доброю кредитною репутацією мають на ~31% нижчі шанси дефолту. Строк кредиту (duration): OR = 1,039 – кожен додатковий місяць кредиту незначно підвищує ризик, що відповідає логіці накопичення часової невизначеності.

Сума кредиту (amount): OR = 0,760, що на перший погляд виглядає контрінтуїтивно – більша сума знижує ймовірність дефолту? Тут важливо розуміти, що змінна кодує логарифм суми, а також те, що у датасеті великі кредити, ймовірно, видавались позичальникам із кращими характеристиками. Вік (OR = 0,984) є граничнозначущим ($p = 0,067$): старший вік дещо знижує ризик дефолту, що

відповідає практиці – досвідченіші позичальники краще управляють фінансами. Три змінні (savings, install_rate, employment) виявились статистично незначущими ($p > 0,05$), що може свідчити про їхню мультиколінеарність з іншими змінними або недостатню варіативність у вибірці.

Наступний обов'язковий крок – перевірка на мультиколінеарність за допомогою показника VIF (Variance Inflation Factor). VIF вимірює, у скільки разів дисперсія оцінки коефіцієнта збільшується через лінійний зв'язок між предикторами. Результати наведено у Таблиці 2.8.

Таблиця 2.8 Перевірка на мультиколінеарність (VIF)

Змінна	VIF	Оцінка
duration	1,0158	Відсутня
amount	1,027	Відсутня
age	1,108	Відсутня
checking	1,0253	Відсутня
credit_hist	1,0176	Відсутня
savings	1,113	Відсутня
install_rate	1,1053	Відсутня
employment	1,0097	Відсутня

Джерело: розраховано авторкою у середовищі R Studio (paket car)

Усі значення VIF знаходяться в діапазоні 1,01–1,11, що є виключно низьким рівнем. За практичними правилами, $VIF < 5$ – мультиколінеарність відсутня або помірна, $VIF > 10$ – критична. У нашому випадку ми навіть близько не наближаємось до порогового значення. Це означає, що предиктори у моделі є практично незалежними між собою, а оцінки коефіцієнтів є стабільними і надійними. Це можна вважати позитивним результатом, який дозволяє довіряти інтерпретації кожного коефіцієнта окремо.

Тепер перейдімо до оцінки практичної якості моделі – того, наскільки добре вона класифікує нові, невидані раніше спостереження. Для цього використано

тестову вибірку (250 спостережень). Результати матриці класифікації логістичної регресії наведено у Таблиці 2.9.

Таблиця 2.9 Матриця класифікації логістичної регресії (порогове значення 0,5)

	Фактично: Норма (0)	Фактично: Дефолт (1)
Прогноз: Норма (0)	149 (TN)	41 (FN)
Прогноз: Дефолт (1)	23 (FP)	37 (TP)

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio.

Зведені показники продемонстровано в Таблиці 2.10.

Таблиця 2.10 Зведені показники якості класифікації

Показник	Логістична регресія	Дерево рішень
AUC	0.7425	0.7159
Точність (Accuracy)	0.7440	0.7400
Чутливість (Sensitivity)	0.4744	0.3718
Специфічність (Specificity)	0.8663	0.9070
Помилка 1-го роду (FPR)	0.1337	0.0930
Помилка 2-го роду (FNR)	0.5256	0.6282

Джерело: розраховано авторкою в середовищі R Studio (пакети caret, pROC)

Загальна точність (Accuracy) логістичної регресії становить 74,4% – тобто в 74,4% випадків модель правильно класифікує позичальника. Однак загальна

точність є не найкращим показником для незбалансованих датасетів – тому аналіз потрібно поглибити.

Чутливість (Sensitivity) = 47,44% означає, що модель правильно виявляє лише трохи менше половини реальних дефолтів. З банківської точки зору це помилка 2-го роду (FNR = 52,56%) – більша половина фактичних дефолтів класифікується як “норма”. Це серйозна проблема, оскільки кожен пропущений дефолт – це реальний фінансовий збиток для банку у вигляді непогашеного кредиту. З іншого боку, специфічність = 86,63% – модель добре ідентифікує надійних позичальників. Це відповідає інтуїтивному очікуванню: логіт-модель з порогом 0,5 налаштована консервативно щодо видачі кредитів, але при цьому пропускає частину реальних дефолтів.

Дерево рішень демонструє протилежний профіль помилок: нижча чутливість (37,18%, тобто ще більше пропущених дефолтів), але вища специфічність (90,70%). Це означає, що дерево рішень ще більш “обережне” у виданні позитивних прогнозів дефолту – воно рідше “б’є на сполох”, але й частіше пропускає реальні загрози. AUC дерева рішень = 0,7159 проти 0,7425 у логістичної регресії – тобто логіт загалом є кращою моделю за інтегральним показником здатності до розрізнення.

AUC (Area Under ROC Curve) – мабуть, найважливіший показник для порівняння скорингових моделей. AUC = 0,5 відповідає випадковому вгадуванню, AUC = 1,0 – ідеальній моделі. Отримані значення 0,74 (логіт) та 0,72 (дерево) відповідають задовільній розрізняльній здатності. Такий рівень цілком типовий для скорингових моделей на реальних банківських даних і відповідає академічним орієнтирам для цього датасету.

ROC-криві обох моделей зображено на Рисунку 2.6. На графіку видно, що крива логістичної регресії (червона) проходить дещо вище за криву дерева рішень (синя), особливо у зоні середніх значень порогу класифікації. Пунктирна діагональна лінія відповідає “наївній” моделі без розрізняльної здатності. Обидві моделі суттєво перевершують випадкове вгадування, але залишають простір для

вдосконалення – зокрема, через застосування ансамблевих методів (Random Forest, XGBoost), які є наступним кроком еволюції кредитного скорингу.

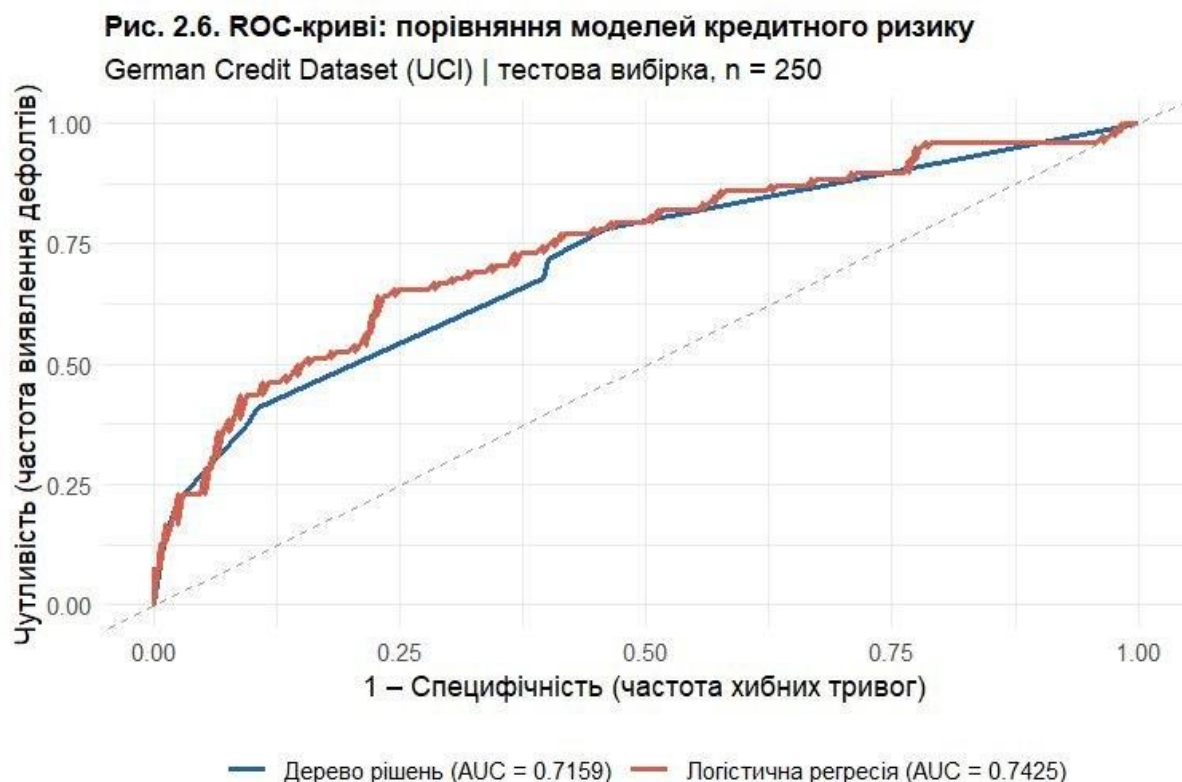


Рисунок 2.6 – ROC-криві: порівняння моделей кредитного ризику

Джерело: змодельовано авторкою в середовищі R Studio

На Рисунку 2.7 відображено Odds Ratios для всіх предикторів логістичної регресії. Змінні з $OR > 1$ (червоні стовпці) підвищують ймовірність дефолту, з $OR < 1$ (сині) – знижують. Найбільший захисний ефект має стан поточного рахунку (checking, $OR = 0,54$), найменший – вік позичальника ($OR = 0,98$). Це і є скорингова карта, візуальний аналог того, як банківський аналітик оцінює кредитоспроможність.

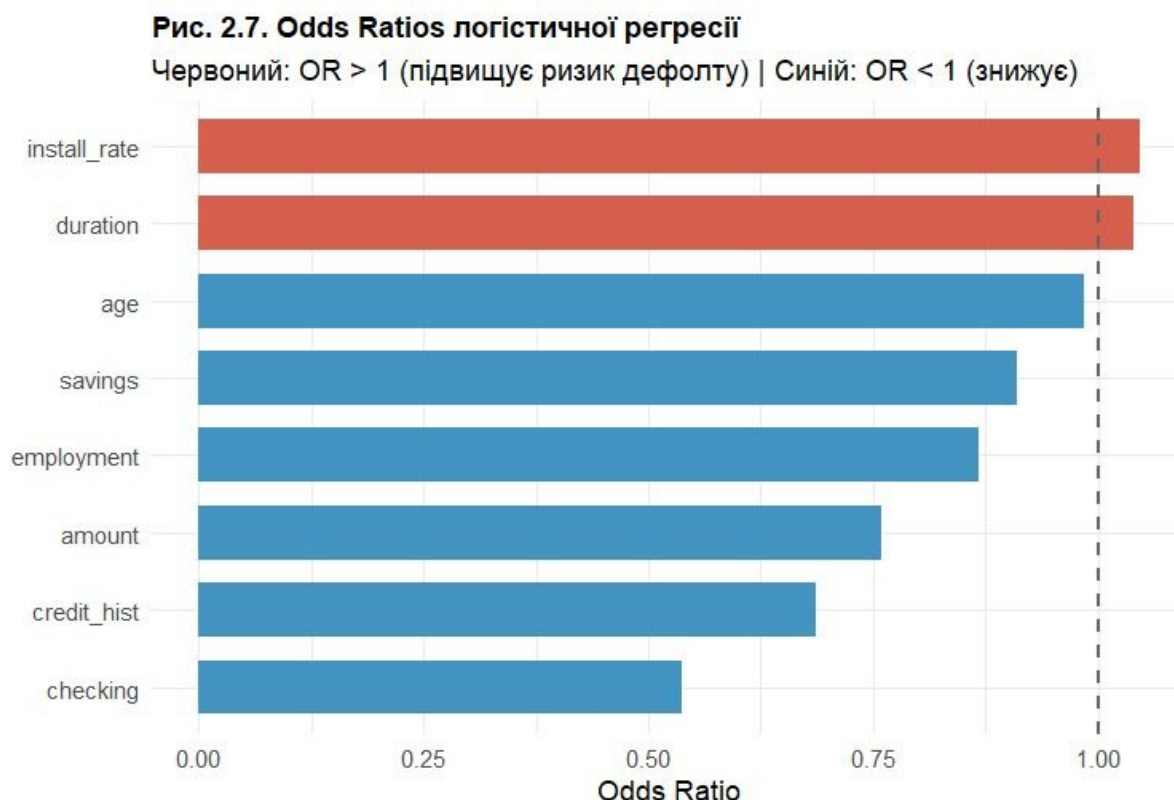


Рисунок 2.7 – Odds Ratios логістичної регресії

Джерело: змодельовано авторкою в середовищі R Studio.

На Рисунку 2.8 зображено розподіл прогнозованих ймовірностей дефолту логістичною регресією окремо для фактично надійних позичальників (синій) та фактичних дефолтерів (червоний). Ідеальна модель мала б два чітко розділені піки: біля 0 для надійних і біля 1 для дефолтерів. У нашому випадку розподіли частково перекриваються, що пояснює невисоку чутливість моделі: значна частина дефолтерів отримує прогнозовану ймовірність нижче 0,5 і потрапляє до “надійних”. Це відображає фундаментальну складність задачі кредитного скорингу – не всі дефолти передбачувані на основі доступної інформації.

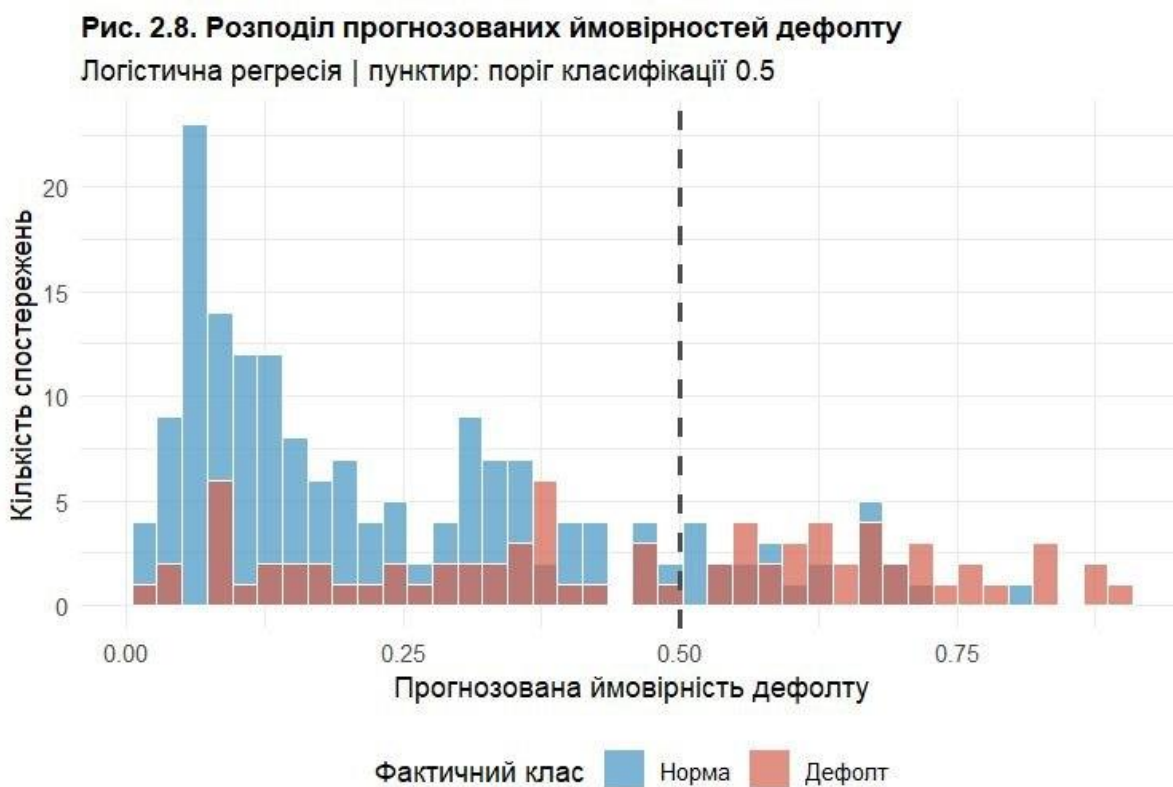


Рисунок 2.8 – Розподіл прогнозованих ймовірностей дефолту

Джерело: змодельовано авторкою в середовищі R Studio

Підбиваючи підсумки підрозділу 2.2, можна зробити такі висновки. По-перше, за результатами бенчмаркінгу логістична регресія продемонструвала статистичну перевагу над деревом рішень за ключовим показником AUC (0,7425 проти 0,7159), забезпечуючи вищу загальну розрізняльну здатність. По-друге, між двома методологічними підходами існує принциповий аналітичний компроміс у профілі помилок, який обґрунтовує доцільність переходу від одного методу до іншого: логіт-модель ефективніше ідентифікує дефолти, забезпечуючи вищу чутливість (47,44% проти 37,18%), тоді як алгоритм дерева рішень краще мінімізує ризик хибних тривог, що підтверджується вищою специфічністю (90,70% проти 86,63%). Вибір оптимального інструменту безпосередньо підпорядкований стратегії банку: якщо пріоритетом є мінімізація кредитних втрат, критичного значення набуває чутливість, а якщо метою є недопущення відмов надійним клієнтам – перевага надається специфічності. По-третє, комплекс економетричних тестів повністю

підтверджує коректність специфікації логіт-моделі, засвідчуючи відсутність мультиколінеарності ($VIF < 1,15$ для всіх змінних), високу значущість моделі в цілому ($LR \chi^2 = 182,94$, $p < 0,001$) та відповідність псевдо- R^2 Макфаддена (0,20) прийнятному академічному діапазону. По-четверте, компаративний аналіз обох підходів ілюструє ключовий виклик у сучасному кредитному скорингу: нелінійні ML-методи (зокрема дерева та їхні ансамблі) потенційно здатні підвищити точність прогнозування, проте вони є менш прозорими, тоді як високий рівень інтерпретованості залишається обов'язковою регуляторною вимогою нормативно-правових актів.

2.3 Комплексний аналіз та сучасні методи управління операційними та кіберризиками

Якщо ринковий і кредитний ризики піддаються відносно стандартизованим кількісній оцінці, то операційний ризик та, особливо, кіберризик залишаються найменш формалізованими категоріями банківського ризик-менеджменту. Водночас саме ці ризики набули критичного значення в останні роки, зокрема, в умовах масштабної цифровізації банківського сектору та загострення геополітичної нестабільності. Цей підрозділ присвячений огляду сучасних методів вимірювання операційних ризиків, аналізу міжнародних практик регулювання кіберризиків та специфіці оцінки загроз в умовах воєнного стану в Україні.

Операційний ризик визначається Basel II як ризик збитків внаслідок неадекватних або невдалих внутрішніх процесів, дій персоналу, збоїв систем або зовнішніх подій [14]. Впродовж останніх двадцяти років, підходи до його вимірювання зазнавали кількох принципових трансформацій. Перший базельський підхід, Basic Indicator Approach (BIA), зводився до розрахунку 15% від середнього трирічного валового доходу. Попри простоту, він не враховував ні специфіку діяльності банку, ні реального рівня ризику. Стандартизований підхід (TSA) диференціював коефіцієнти за бізнес-лініями, що було кроком уперед, однак так само не спирався на фактичні дані про втрати. Просунутий підхід (AMA) дозволяв

банкам використовувати власні статистичні моделі, зокрема LDA (Loss Distribution Approach) із розподілами частоти та тяжкості втрат, що максимально наближало оцінку до реального профілю ризику.

Проте у рамках Basel III Endgame (стандарт CRR3, що набирає чинності в ЄС з 2025 р.) AMA було скасовано і замінено Standardised Approach (SA). Ця зміна відображає принципове переосмислення: AMA на практиці призводила до надмірної варіативності між банками і не давала порівнянних результатів між юрисдикціями. Новий SA базується на Business Indicator (BI) – показнику, що агрегує доходи від різних видів банківської діяльності, та Internal Loss Multiplier (ILM), який враховує внутрішні дані про збитки для великих установ. Таким чином, регулятори вирішили компромісне завдання: зберегти чутливість до ризику, але усунути надмірну складність та маніпулятивність моделей.

Паралельно з регуляторними змінами відбувається технологічна революція в управлінні операційними ризиками. Генеративний штучний інтелект (GenAI) відкриває принципово нові можливості для функцій ORM. Як зазначає Хінчліф С., “GenAI може суттєво підвищити ефективність, точність та цінність ключових інструментів управління операційними ризиками” [35]. Серед найбільш перспективних застосувань – автоматизація процесів RCSA (Risk and Control Self-Assessment), виявлення аномалій у транзакційних даних, генерація сценаріїв стрес-тестування та динамічне картування регуляторних вимог. Також варто повторно виокремити такі напрями, як автоматизований аналіз першопричин інцидентів, предиктивне сценарне моделювання та моніторинг ризиків третіх сторін – “ORM-функції, які не використовують GenAI, суттєво обмежують свою продуктивність та цінність” [35].

Зокрема, у контексті виявлення шахрайства GenAI демонструє особливу ефективність: завдяки аналізу масивів історичної інформації, минулих фінансових втрат та відомих схем махінацій, такі моделі здатні точно ідентифікувати аномальні патерни. Це охоплює підозрілі спроби входу в систему, аномальні патерни переказів або нетипову поведінку співробітників. Застосування GenAI у RCSA дозволяє

автоматизувати рутинні завдання і сконцентрувати зусилля фахівців на якісному аналізі ризиків.

Проте разом із можливостями GenAI несе й нові ризики. Надмірна залежність від GenAI, особливо при критичних рішеннях без людського нагляду, може бути надзвичайно небезпечною і, ймовірно, викличе серйозні занепокоєння з боку регуляторів [35]. Ключовими ризиками є якість даних, непрозорість моделей та ризик упередженості алгоритмів.

Дослідження в галузі цифровізації банків підтверджують двоїстий характер технологічного прогресу. В своїй праці “Digitalization as a double-edged sword: A deep learning analysis of risk management in Chinese banks” (цікаво, що двоїстість даного явища проявляється вже у назві статті, де діджиталізація була влучно порівняна із “двосічним мечем” або “палицею з двома кінцями”) Ванг Л. та інші автори зазначають, що цифровізація дозволяє банкам динамічно коригувати кредитні політики на основі оцінок ризику в реальному часі, підвищуючи гнучкість у реагуванні на ринкові зміни. Водночас цифровізація може спонукати банки до надмірної залежності від алгоритмів та аналітики великих даних, нехтуючи традиційними практиками управління ризиками та інтуїтивними судженнями. Такий дуалізм особливо яскраво проявляється в контексті операційного ризику: чим складнішою стає технологічна інфраструктура банку, тим більш уразливою вона стає до операційних збоїв та кібератак. [40]

Важливий внесок у розуміння взаємозв'язку між фінансовими інноваціями та управлінням ризиками зробила Зуарі-Хадіджі Р. Дослідниця встановила, що ризик-менеджмент відіграє роль медіатора між характеристиками фінансових інновацій та показниками ефективності банку. На матеріалі семи тунісійських банків (2009–2018) було доведено, що специфічність інновацій та їхній горизонт позитивно впливають на управління ризиками ($\beta = 0,171$ та $\beta = 0,357$ відповідно, $p < 5\%$), а управління ризиками, своєю чергою, позитивно пов'язане з ефективністю. Для банківського операційного ризик-менеджменту це означає, що впровадження нових

фінансових продуктів без відповідного контролю ризиків здатне підривати, а не зміцнювати фінансову стійкість. [53]

Показовими з точки зору операційного ризику є також кейси банківських криз – Barings Bank (1995) та Lehman Brothers (2008). Обидва випадки ілюструють, як відсутність адекватного контролю операційних ризиків призводить до системних катастроф. Як зазначають Матей Дж. та Бава Дж., у випадку Barings Bank “дії співробітників не моніторились, Лісон не мав операційної ліцензії та самостійно працював без наглядового контролю” [42]. Рейд-трейдер Нік Лісон зміг приховати торговельні збитки у розмірі 208 млн фунтів стерлінгів протягом кількох років через відсутність розподілу обов'язків між функціями трейдера та бек-офісу. У Lehman Brothers корінь операційного збою лежав в іншій площині: маніпуляції з фінансовою звітністю через механізм Repo 105 та надмірна концентрація ризиків в іпотечних інструментах. Обидва кейси демонструють, що операційний ризик глибоко вкорінений у корпоративне управління та культуру ризику. [42]

Фінансовий сектор є особливо вразливим до кібератак, першочергово через високий ступінь цифрової інтеграції і критичну роль у забезпеченні міжфінансових потоків. Кіберризики здатні трансформуватись у системні загрози, порушуючи функціонування окремих установ і, через ефект взаємозв'язку та відсутності взаємозамінності, впливати на фінансову стабільність загалом. Згідно зі звітом IBM X-Force Threat Intelligence Index 2026, фінансовий та страховий сектори сукупно акумулювали 27% усіх зафіксованих інцидентів у 2025 році – другий за величиною показник серед усіх галузей [44]. Це підтверджує, що банки залишаються першочерговою мішенню для кіберзлочинців, а управління кіберризиками стало невід'ємною складовою банківського ризик-менеджменту.

Для системного аналізу кіберзагроз у фінансовому секторі сформовано низку спеціалізованих баз даних та інструментів оцінки. Дані ENISA зафіксували 488 інцидентів у фінансовому секторі ЄС за 2023–2024 рр., з яких 432 – підтверджені кібератаки: DDoS, соціальна інженерія, ransomware, витоки даних, атаки на ланцюги постачання [28]. Опитування McKinsey/IIF серед 27 провідних фінансових

установ оцінило рівень кіберстійкості за 7 функціями фреймворку FSSCP [36]. Глобальна база CISSM University of Maryland відстежує інциденти з 2014 р. та класифікує їх за первинним ефектом – експлуатативним (витоки даних) або деструктивним (DDoS, маніпуляції системами) [24]. Консорціумна база ORX News акумулює дані про публічно відомі операційні та кіберінциденти у фінансових установах з 2009 р. з деталізацією прямих фінансових збитків.

НБУ у взаємодії з CERT-UA та кіберпідрозділами Служби безпеки України формує систему оперативного моніторингу кіберінцидентів, що суттєво відрізняється від мирних умов: звітність є більш оперативною, а пороги оцінки критичності – суворішими. Банки зобов'язані повідомляти регулятора про кіберінциденти у скорочені строки, а обмін кіберрозвідкою між фінансовими установами координується через окремі захищені канали. Такий підхід відповідає кращим міжнародним практикам: за даними МВФ, лише 28% юрисдикцій у світі мають систематизований обмін кіберрозвідкою між установами, а 49% – режим обов'язкової звітності [25,].

Дані BIS дозволяють провести важливе порівняння між країнами з розвинутою економікою (AEs) та економіками, що розвиваються (EMEs). Понад 90% центральних банків щонайменше раз на рік проводять внутрішні навчальні сценарії щодо реагування на кіберінциденти. При цьому понад 80% EMEs вже впровадили базові рамки управління кіберризиками – порівняно з трохи більш ніж половиною AEs [20]. Стосовно стрес-тестування: лише близько 30% AEs та 15% EMEs здійснюють кількісне стрес-тестування кіберризиків на регулярній основі [20]. Це свідчить про те, що навіть у розвинених юрисдикціях формалізовані кількісні підходи до оцінки кіберризиків залишаються рідкісними, і ця прогалина є спільним викликом для більшості регуляторів.

Ключовою регуляторною новацією для фінансового сектору ЄС став Digital Operational Resilience Act (DORA), що набрав чинності у січні 2025 р. DORA встановлює обов'язкові стандарти управління ІКТ-ризиками для банків, платіжних установ, страхових компаній та постачальників критичних ІКТ-послуг. Серед

ключових вимог – обов'язкові тести на кіберстійкість (Threat-Led Penetration Testing, TLPT) для системно важливих установ, суворі вимоги до управління ризиками третіх сторін (TPRM) та обов'язкова звітність про значні ІКТ-інциденти. Для України в контексті євроінтеграційного курсу це означає необхідність поступової адаптації регуляторної рамки до вимог DORA, що є одним із ключових напрямів роботи НБУ. Зокрема, впровадження SITO (Systemic Impact Tolerance Objectives) та CyRST (Cyber Resilience Scenario Testing) – двох інструментів, рекомендованих DORA та ESRB – дозволить визначити системні пороги кіберстійкості та координовано відпрацьовувати сценарії масштабних кібератак на фінансову систему. [26]

Варто також зазначити, що саме в умовах воєнного стану в Україні кіберризик набув якісно нового виміру. Атаки на банківський сектор стали елементом гібридної війни: від DDoS-атак на платіжні системи до спроб компрометації критичної інфраструктури. Досвід НБУ щодо забезпечення операційної стійкості платіжної системи в умовах активних бойових дій та масованих кібератак є унікальним з точки зору міжнародного кіберризик-менеджменту та потребує окремого дослідження і систематизації для подальшого обміну досвідом у рамках євроінтеграційних структур.

У 2025–2026 рр. спостерігається принципове загострення кіберзагроз для фінансового сектору, пов'язане передусім із масовим застосуванням штучного інтелекту зловмисниками. За даними дослідження Kroll, 76% організацій зафіксували інциденти безпеки, пов'язані з AI-застосунками або моделями, протягом останніх двох років [44]. Зокрема, AI суттєво спростив соціальну інженерію: deepfake-відео та досконало сформульовані фішингові листи стали масовим інструментом. Як зазначає CISO JPMorgan Патрік Опет, “час на виявлення та експлуатацію вразливостей різко скорочується” [44], що кардинально змінює вимоги до систем моніторингу.

У відповідь провідні банки масштабують власні AI-інструменти захисту. Lloyds Banking Group розробив Global Correlation Engine – AI-інструмент для

виявлення загроз та зниження рівня хибнопозитивних спрацьовувань. JPMorgan впровадив системи аналізу постачальників для виявлення слабких місць у їхній інфраструктурі [44]. GenAI може допомагати організаціям безперервно моніторити пов'язані з постачальниками новини, галузеві звіти та операційні метрики", генеруючи плани мітигації у режимі реального часу [35].

Одне з досліджень, заснованих на матеріалі банківського сектору Палестини, що функціонує в умовах нестабільності, наближеної до воєнного стану, надає цінні емпіричні свідчення про ефективність AI у ризик-менеджменті. Було встановлено, що AI чинить статистично значущий позитивний вплив на управління кредитним ризиком ($\beta = 0,558$, $p < 0,001$) та операційним ризиком ($\beta = 0,394$, $p = 0,004$), тоді як вплив на ринковий ризик виявився статистично незначущим ($p = 0,301$). Якісний аналіз виявив причину: "AI-інструменти переважно аналізують внутрішні джерела даних і не мають інтеграції з потоками зовнішніх ринкових даних у реальному часі". Для банків, що діють в умовах воєнного стану, де ринкові дані є неповними або непередставницькими, цей висновок є особливо актуальним. [38]

У сфері виявлення операційних аномалій та шахрайства машинне навчання забезпечує якісний прорив порівняно з традиційними підходами. Методи Random Forest, Gradient Boosting та Extreme Gradient Boosting суттєво перевершують традиційні методи у виявленні банківського шахрайства. Ключовою перевагою ML-методів є здатність виявляти нелінійні патерни та міжзмінні взаємодії, недоступні для класичних регресійних моделей. Зокрема, застосування XGBoost у задачах виявлення шахрайства демонструє значно вищі показники чутливості порівняно з логістичною регресією, що є критично важливим: кожен пропущений випадок шахрайства – це прямий фінансовий збиток для банку. Для банків, що перебувають під посиленням кібертиском, як це є характерним для українського фінансового сектору в умовах воєнного стану, ця перевага є особливо значущою.

Проте залишається відкритою проблема "чорної скриньки" в AI-моделях: регулятори вимагають пояснень щодо рішень, прийнятих на основі алгоритмів. EU AI Act (2024) відносить системи кредитного скорингу та виявлення шахрайства до

категорії “high-risk AI”, для яких обов'язковим є забезпечення прозорості та людського нагляду [16]. Explainable AI (XAI) стає не лише академічною, але й регуляторною вимогою: XAI є особливо критичним у середовищах з жорстким регулюванням, де прозорість та можливість аудиту є незамінними [38]. Для інтегрованих систем управління банківськими ризиками це означає, що впровадження AI повинно супроводжуватись побудовою відповідної системи врядування, документування моделей та механізмів людського нагляду.

Таким чином, інтеграція AI та ML в управління операційними та кіберризиками є не данністю майбутнього, а реальністю сьогодення. Провідні банки вже активно застосовують ці технології, і ті установи, що зволікатимуть із їх впровадженням, поступово втрачатимуть конкурентоздатність у сфері безпеки. Водночас відповідальне застосування AI потребує збалансованого підходу: технологічних інвестицій, розвитку компетентностей персоналу та побудови прозорих систем врядування з чітким визначенням відповідальності за кожне рішення, прийняте за участю алгоритмів.

За результатами проведеного у даному розділі аналізу – економетричного моделювання ринкового ризику, побудови та оцінки скорингових моделей кредитного ризику та комплексного огляду операційних і кіберризиків – можна сформулювати зведену порівняльну матрицю ефективності розглянутих методів. Матриця структурована за чотирма критеріями: точність/адекватність оцінки, складність реалізації, регуляторна відповідність (Basel III/IV та DORA) та придатність для умов підвищеної невизначеності. Результати узагальнено у Таблиці 2.11.

Таблиця 2.11 Порівняльна матриця ефективності методів банківського ризик-менеджменту

Метод / Інструмент	Тип ризик	Точні сть	Складні сть	Basel/DOR А відповідність	Умови невизначенос ті
-----------------------	--------------	--------------	----------------	------------------------------	-----------------------------

Historical Simulation VaR	Ринковий	Середня	Низька	Basel II	Прийнятна
Parametric VaR (Normal)	Ринковий	Низька*	Низька	Basel II	Слабка
Monte Carlo VaR	Ринковий	Висока	Середня	Basel II–III	Добра
Expected Shortfall (ES)	Ринковий	Висока	Середня	Basel III Endgame	Добра
GARCH(1,1)	Ринковий (волат.)	Висока	Висока	Basel III	Відмінна
Логістична регресія (AUC 0,74)	Кредитний	Середня	Низька	Basel II IRB	Прийнятна
Дерево рішень (AUC 0,72)	Кредитний	Середня	Низька	Часткова	Прийнятна
Basel SA (BI + ILM)	Операційний	Середня	Середня	Basel III Endgame	Прийнятна
GenAI / ML для ORM	Операційний	Висока	Висока	Рекомендовано	Відмінна
СуRST / SITO	Кібер (системний)	Якісна	Висока	DORA	Відмінна
VaR на основі ORX News	Кібер (кількісний)	Висока	Висока	Часткова	Добра

Джерело: складено авторкою на основі результатів дослідження

Матриця дозволяє зробити кілька ключових висновків порівняльного характеру. По-перше, жоден із розглянутих методів не є домінуючим за всіма критеріями одночасно, що підтверджує необхідність інтегрованого підходу до ризик-менеджменту, де різні методи доповнюють один одного. Різні ризики корелюють між собою, і тому негативні події можуть швидко поширюватися в

межах організації та посилювати негативний вплив – що робить ізольований аналіз за типами ризику недостатнім для формування повної картини.

По-друге, найвищий рівень регуляторної відповідності демонструють методи, впроваджені в рамках Basel III та DORA: Expected Shortfall для ринкового ризику, Basel SA з Internal Loss Multiplier для операційного та CyRST/SITO для кіберризiku. Перехід від VaR до ES, зафіксований у дослідженні (HS ES = 5,365% vs HS VaR = 3,241% – розрив у 2,12 в.п.), наочно демонструє, чому регулятори вимагають більш консервативного показника.

По-третє, простежується чітка закономірність: методи вищої точності, як правило, характеризуються і вищою складністю реалізації. GARCH, GenAI, CyRST – точніші, але вимогливіші до ресурсів. Прості методи (Parametric VaR, базовий кредитний скоринг) є доступнішими, але менш точними. Ця дилема є практичним викликом для українських банків, особливо невеликих установ, які стикаються з ресурсними обмеженнями.

По-четверте, в умовах підвищеної невизначеності (воєнного стану, геополітичних потрясінь тощо) особливу цінність набувають динамічні методи, що адаптуються до різких змін режиму: GARCH для ринкового ризику, ML для операційних та кіберризиків. Статичні параметричні моделі в таких умовах систематично недооцінюють ризик, що виразно підтверджується нашими результатами: Parametric VaR дав найнижчу оцінку ринкового ризику (3,708%), тоді як більш реалістична HS-оцінка ES становить 5,365%. Цей розрив між моделями є не просто статистичним артефактом – він відображає реальну небезпеку хвостових подій, з якими стикається банківська система в кризові часи.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2

Таким чином, проведений у розділі 2 комплексний аналіз демонструє, що сучасний банківський ризик-менеджмент рухається від статичних нормативних моделей до динамічних, data-driven підходів, чутливіших до реального профілю

ризик. Бенчмаркінг методів показав: міжнародний регуляторний консенсус (Basel IV, DORA, FRTB) підтверджує цей вектор – від VaR до ES для ринкового ризику, від BIA до SA з внутрішніми даними для операційного, від реактивного моніторингу до проактивного сценарного тестування для кіберризик. Для вітчизняних банків євроінтеграційний курс України означає не лише регуляторні зміни, а й необхідність суттєвого нарощування методологічної та технологічної спроможності.

РОЗДІЛ 3

СТРАТЕГІЧНІ НАПРЯМИ ВДОСКОНАЛЕННЯ СИСТЕМ РИЗИК-МЕНЕДЖМЕНТУ В УКРАЇНІ З УРАХУВАННЯМ МІЖНАРОДНОГО ДОСВІДУ

3.1 Загальний бенчмаркінг ефективності методів та світові тенденції ризик-менеджменту

Результати прикладного аналізу другого розділу набувають стратегічного значення, коли розглядаються не ізольовано, а в ширшому контексті того, куди рухається галузь управління ризиками і чому. Ця еволюція не є лінійним прогресом від "поганих" до "хороших" методів. Кожен наступний підхід вирішує конкретні задокументовані проблеми попереднього, але при цьому несе власні обмеження. Мета підрозділу – зрозуміти логіку цього руху по кожному з трьох видів ризику і зробити висновок: чи є зміна методології виправданою, чи вона є просто регуляторним формалізмом.

Value at Risk (VaR) відповідає на просте запитання: яким є максимальний збиток, якого банк зазнає за нормальних ринкових умов у 95% торгових днів? Це корисна цифра – але лише доти, доки ринок поводить себе “нормально”. Як ми визначили, саме в цьому криється фундаментальна вада VaR: він не говорить про те, що відбудеться в решті 5% торгових днів, які відповідають кризовим ситуаціям.

Результати другого розділу роблять цей аргумент конкретним. Historical Simulation VaR (95%) для акцій ING Group склав –3,241%, тобто банк “очікував” максимальний денний збиток у цьому розмірі у спокійних умовах. Проте фактичний показник Expected Shortfall для тих самих даних і того самого рівня довіри (–5,365%. Різниця між цими двома числами – 2,12 процентних пункти – є не технічною деталлю, а відповіддю на запитання: скільки ризику VaR систематично ігнорує. У контексті реального банківського портфеля ця різниця означала б суттєво менший капітальний буфер, ніж необхідний для покриття реальних збитків у кризовий рік.

Ще промовистішим є порівняння параметричного VaR з його аналогами. Параметричний підхід, що базується на припущенні про нормальний розподіл дохідностей, дав $\text{VaR} = -3,708\%$ – нібито консервативніший результат порівняно з Historical Simulation. Але коли ми дивимося на Expected Shortfall за параметричним методом ($-4,668\%$), він виявляється помітно нижчим за HS Expected Shortfall ($-5,365\%$). Це означає, що параметрична модель “бачить” більший ризик у центрі розподілу, але суттєво недооцінює ризик у хвості – саме там, де відбуваються банківські кризи. Причина – ексцес розподілу дохідностей ING Group за аналізований період склав 13,47, тоді як нормальний розподіл має ексцес 3. Простіше кажучи: в реальних фінансових рядах екстремальні події трапляються значно частіше і є значно більшими, ніж передбачає нормальна крива. Параметрична модель цього просто не враховує.

Таблиця 3.1 Бенчмаркінг методів оцінки ринкового ризику

Критерій	Historical Simulation VaR	Parametric VaR	Monte Carlo VaR	Expected Shortfall + GARCH(1,1)
Що вимірює	Максимальний збиток, який не перевищується у 95% торгових днів (за реальними даними)	Те саме, але розраховується через нормальний розподіл – без реальних даних	Те саме, але через масштабну комп'ютерну симуляцію сценаріїв	Середній збиток у найгірших 5% сценаріїв (ES) + поточна волатильність (GARCH)
Результати (Розд. 2)	$\text{VaR} = -3,241\%$ Бектестинг: $p = 0,9633$ (модель адекватна)	$\text{VaR} = -3,708\%$ $\text{ES} = -4,668\%$	$\text{VaR} = -3,703\%$ $\text{ES} \approx -4,667\%$	$\text{ES} = -5,365\%$ $\alpha + \beta = 0,9787$ (висока персистентність)
Ключова перевага	– Не вимагає допущень про форму розподілу – Враховує реальні хвостові події	– Аналітично простий – Швидкий у розрахунку – Прозора інтерпретація	– Гнучкий: враховує нелінійні позиції – Не прив'язаний до нормального розподілу	– Відповідає на питання: скільки ми втратимо у найгіршому випадку? – Субадитивна: правильно

	(наприклад, COVID-2020)		– Найточніший для складних портфелів	враховує диверсифікацію – Динамічна волатильність оновлюється щодня
Ключове обмеження	– Залежить від якості і тривалості наявних даних – Не реагує на зміни режиму волатильності	– Систематично занижує ризик при важких хвостах – Некоректний, якщо розподіл не є нормальним	– Обчислювально вимогливий – Результат залежить від коректності заданої моделі	– Складніший у валідації – Вища вимога до резервів капіталу

Джерело: складено авторкою на основі результатів дослідження у Розділі 2 та [15; 49; 53; 39]

Переваги Expected Shortfall (ES) над VaR:

- ES відповідає на запитання, яке VaR ігнорує: не “яким є поріг збитків?”, а “скільки ми реально втратимо, якщо опинилися за цим порогом?” [15]. Для управління капіталом ця різниця є принциповою.
- ES є субадитивною мірою ризику: ризик диверсифікованого портфеля ніколи не перевищує суму ризиків окремих позицій. VaR цю властивість не гарантує, що робить його некоректним при агрегації ризиків [49].
- ES більш стійка до розподілів з важкими хвостами – а саме такими є фінансові ряди в умовах криз, що підтверджують наші дані (ексцес 13,47).

Обмеження ES, які варто враховувати:

- Валідувати ES значно складніше, ніж VaR. Перевірити, скільки разів модель “помилилась” (VaR), можна просто порахувавши перевищення; перевірити правильність оцінки середнього збитку за порогом – набагато складніше методологічно.
- Вища консервативність ES неминуче означає вищі капітальні вимоги для банку, тобто прямі фінансові витрати.

Отже, використання ES хоч і має свої обмеження, але є в повній мірі виправданим: і з практичної, і з регуляторної точки зору.

Управління кредитним ризиком – це, по суті, спроба відповісти на одне запитання: чи поверне цей конкретний позичальник кредит? Здається просто, але на практиці це одна з найскладніших задач класифікації у банківській сфері. Складність не лише в тому, щоб побудувати точну модель – складність у тому, що “точність” у кредитному скорингу не є однорідною: помилки у різних напрямках мають дуже різну вагу.

Логістична регресія, протестована на German Credit Dataset (1000 спостережень), показала загальну точність класифікації 74,4% і показник $AUC = 0,7425$ – що є прийнятним рівнем для реальних банківських даних. Але важливішим є те, що залишилося за цією цифрою: модель правильно ідентифікує надійних позичальників у 86,63% випадків. Натомість реальних дефолтерів вона виявляє лише в 47,44% випадків – тобто більш ніж половина позичальників, що фактично збанкрутіють, отримає позитивне рішення за цією моделлю. З банківської точки зору це – прямий кредитний збиток.

Дерево рішень – метод, що будує ланцюжок перевірок (“якщо стан рахунку позитивний і термін кредиту менше 24 місяців – позичальник надійний”) – дало результат $AUC = 0,7159$, тобто загальна розрізняльна здатність дещо нижча. Але дерево виявилось ще більш консервативним щодо видачі позитивних прогнозів дефолту: чутливість лише 37,18%, тобто майже дві третини реальних дефолтів залишаються непоміченими. Отже, якщо Logit “пропускає” половину дефолтів, дерево пропускає їх ще більше. Натомість дерево краще захищає надійних позичальників від неправомірних відмов (специфічність 90,70% проти 86,63% у логіту). Це демонструє ключовий компроміс: підвищення специфічності (захист надійних клієнтів) відбувається за рахунок зниження чутливості (виявлення дефолтів), і навпаки.

Таблиця 3.2 Бенчмаркінг методів оцінки кредитного ризику

Критерій	Експертна оцінка	Логістична регресія	Дерево рішень	Ансамблеві ML-методи
Як класифікує	Кредитний аналітик суб'єктивно оцінює позичальника	Математична формула розраховує ймовірність дефолту	Алгоритм буде ланцюжок правил «якщо — то»	Сотні дерев або алгоритм підсилення навчаються на даних
Результати (Розд. 2)	— (не тестувалась)	AUC = 0,7425 Чутл. = 47,44% Специф. = 86,63%	AUC = 0,7159 Чутл. = 37,18% Специф. = 90,70%	AUC > 0,80 (потенц.) Чутл. > 60% (потенц.)
Ключова перевага	— Враховує контекст і нюанси — Не потребує бази даних	— Чітко пояснює кожне рішення (через коефіцієнти) — Відповідає регуляторним вимогам Basel II IRB	— Наочний графічний результат — Природна пояснюваність через правила	— Найвища точність на великих масивах — Виявляє складні нелінійні залежності
Ключове обмеження	— Суб'єктивна — Незіставна між банками	— Пропускає понад половину реальних дефолтів — Лінійна межа рішення — не бачить нелінійних взаємодій	— Нестабільна при малих вибірках — Пропускає майже 2/3 дефолтів	— «Чорна скринька»: важко пояснити рішення — Не відповідає Basel IRB без додаткового шару пояснюваності

Джерело: складено авторкою на основі результатів дослідження та [39; 49; 15; 38]

Чому ж галузь рухається в бік складніших методів машинного навчання (ML), якщо логіт і дерево вже дають прийнятні результати? Відповідь — у природі

кредитного ризику. Зв'язок між характеристиками позичальника і ймовірністю дефолту є нелінійним: людина з низьким доходом, але стабільною зайнятістю може бути надійнішою, ніж людина з високим, але нестабільним; певні комбінації факторів ризику посилюють один одного. Логістична регресія не здатна вловити ці взаємодії, оскільки будує лінійну межу між класами. Ла Торре (2020) пояснює потенціал ML саме через це: “побудова більш точних ризик-орієнтованих моделей, підтримуваних складними нелінійними схемами у великих масивах даних” [39, С.50]. Танбур та інші дослідники підтверджують це емпірично: AI суттєво покращує управління кредитним ризиком ($\beta = 0,558$, $p < 0,001$), передусім завдяки здатності виявляти аномальні патерни до того, як вони перетворюються на фінансові збитки [38].

Разом з тим ML не є безумовним рішенням. Його головна вада у кредитному контексті – це відсутність природньої пояснюваності. Банк зобов'язаний пояснити клієнту, чому йому відмовлено у кредиті. Логіт це дозволяє через коефіцієнти: кожен фактор (строк кредиту, стан рахунку, вік) має конкретну числову вагу. ML-алгоритм може видати більш точну відповідь – але не завжди може пояснити, чому. Саме тому основним вектором розвитку є не “замінити логіт на ML”, а “доповнити ML інструментами пояснення, що роблять його регуляторно прийнятним”.

Операційний ризик є найбільш неоднорідним видом банківського ризику – він охоплює події від помилки касира до масштабної кібератаки. Саме ця неоднорідність і є причиною складності його оцінки: немає єдиної математичної моделі, яка була б однаково придатною для всіх його проявів.

Перший базельський підхід до операційного ризику – Basic Indicator Approach (BIA) – пропонував просте рішення: резервувати 15% від середнього трирічного валового доходу. Ідея полягала в тому, що більший банк несе більший операційний ризик, і розмір доходів приблизно відображає масштаб діяльності. Логіка прийнятна для регулятора, що прагне порівнянності між установами, але з точки зору реального управління ризиком вона є неефективною: два банки з однаковим доходом, але принципово різними операційними профілями (скажімо,

роздрібний банк і банк з великою торговою книгою), резервуватимуть однакові суми, хоч їхній фактичний ризик може відрізнятися в рази.

Advanced Measurement Approach (AMA) запропонував діаметрально протилежну логіку: дозволити банкам самостійно будувати складні статистичні моделі розподілу збитків, використовуючи внутрішні дані. Теоретично, це найточніший підхід – кожен банк оцінює свій власний профіль ризику. На практиці ж він породив проблему, яку регулятори не передбачили: чим гнучкіша модель, тим більше можливостей для маніпуляції результатом. Банки могли легально обирати специфікацію моделей, що мінімізувала вимоги до капіталу. В результаті Basel III Endgame прийняв рішення скасувати AMA і запровадити новий стандартизований підхід (SA), який зберігає чутливість до реальних збитків через Internal Loss Multiplier, але при цьому позбавляє банки свободи конструювати власний метод. Даний компроміс: менш точний за AMA, однак більш порівнянний і менш маніпулятивний.

Таблиця 3.3 Бенчмаркінг методів оцінки операційного ризику та кіберризiku

Критерій	BIA / TSA (Basel II)	AMA (Basel II/III, скасовано)	Новий SA (Basel IV)	Сценарний аналіз / CyRST / Cyber RAM
Логіка методу	Резервувати фіксований % від доходів банку	Будувати власну статистичну модель розподілу збитків	Резервувати пропорційно до масштабу та реальних збитків	Моделювати конкретні сценарії загроз і оцінювати їх наслідки
Ключова перевага	– Проста у впровадженні – Порівнянна між банками	– Найбільш ризикочутлива – Враховує специфіку установи	– Баланс між точністю і порівнянністю – Враховує внутрішні збитки через коригувальний множник	– Виявляє системні вразливості – Проактивна: не чекає настання збитку

				– Охоплює кіберризик як окрему категорію
Ключове обмеження	– Однакова до всіх – ігнорує реальний профіль ризику – Не розрізняє обережний і ризикований банки	– На практиці давала змогу маніпулювати розрахунком – Звідси – скасована Basel III Endgame	– Менш гнучка за АМА – Якість залежить від повноти бази збитків	– Не дає прямого числового нормативу – Складна у координації між установами

Джерело: складено авторкою на основі [15; 49; 35; 32; 20]

Кіберризик є окремою і дедалі гострішою темою. До певного моменту він розглядався як підкатегорія операційного ризику, один із можливих типів зовнішніх збоїв. Однак масштаб і системний характер кібератак на фінансовий сектор зробив цей підхід недостатнім. За даними власного аналізу (підрозділ 2.3), різні міжнародні бази даних кіберінцидентів – від ENISA до ORX News – фіксують одну й ту саму тенденцію: у всіх базах простежується спільний набір ключових індикаторів – кількість зафіксованих кіберінцидентів та обсяг пов'язаних прямих фінансових втрат. Спільність показників між різними методологіями свідчить про те, що кіберризик набуває власної стандартизованої кількісної мови.

Принципово важливим є те, що нові інструменти, Systemic Impact Tolerance Objectives (SITO) та Cyber Resilience Scenario Testing (CyRST), запроваджені DORA, зміщують фокус від індивідуальної стійкості установи до колективної стійкості системи. CyRST передбачає, що кілька великих банків і платіжних операторів одночасно "програють" сценарій масштабної атаки і оцінюють, як їхні індивідуальні реакції взаємодіють між собою. Це якісно інша логіка порівняно з BIA: замість того щоб резервувати відсоток від доходу, банк має зрозуміти, де саме

і як може виникнути системний збій – і чи здатна система відновитися без тривалого порушення ключових функцій.

Розглянувши бенчмаркінг по кожному виду ризику, можна зробити кілька наскрізних спостережень. Перше: в усіх трьох категоріях еволюція методів рухалась в одному напрямку – від нормативних коефіцієнтів до ризикочутливих, динамічних підходів. VaR став відповіддю на відсутність кількісних стандартів для ринкового ризику; Expected Shortfall – відповіддю на доведену неспроможність VaR описати хвостові збитки; нові SA-підходи для операційного ризику – відповіддю на маніпулятивність АМА; кіберсценарії – відповіддю на системний характер загроз, що не вкладаються в операційні рамки.

Другим спостереженням є те, що кожен перехід є компромісом. Модель з вищою точністю, як правило, вимагає більше даних, є складнішою у валідації або менш інтерпретованою. Зоуарі-Хаджі Р. формулює це принципово: “здатність банку до інновацій, як правило, перевищує його здатність розуміти ризики цих інновацій та управляти ними” [53]. Це означає, що запровадження складнішого методу без відповідної аналітичної інфраструктури не просто не дасть кращих результатів – воно може створити ілюзію точності там, де її немає.

Третє: регуляторна і методологічна еволюція рухаються в одному напрямку, що є аргументом на користь їхньої обґрунтованості, а не формальності. Basel III Endgame (ES замість VaR), DORA (CyRST і SITO) та EU AI Act (Explainable AI для кредитного скорингу) разом формують середовище, де відповідність регуляторному мінімуму і реальна якість управління ризиком стають ближчими одне до одного. Як зазначають дослідники, відповідне управління ризиками є ключовим для зниження ризику заробітку банку та зменшення ризику неплатоспроможності [49]. Бенчмаркінг другого розділу дає цій тезі конкретний числовий вимір: розрив між VaR і ES у 2,12 процентних пунктів, FNR логіт-моделі у 52% та системна прогалина у кількісному стрес-тестуванні кіберризиків – все це не абстрактні методологічні вади, а реальна фінансова і регуляторна вразливість.

3.2 Імплементація передових практик та перспективи модернізації ризик-менеджменту в Україні

Методи, розглянуті у підрозділі 3.1, були розроблені та відкалібровані переважно на даних розвинених ринків і не можуть бути перенесені на вітчизняний контекст без суттєвої адаптації. Водночас вектор розвитку є спільним – відрізняються умови і темп. Кожен вид ризику розглядається у подвійному фокусі: що потребує перегляду зараз і в якому напрямку варто рухатись далі.

Воєнний стан у поєднанні з жорсткими нормативами Basel III та монетарною політикою НБУ породив структурний перекис: у 2022–2024 рр. частка кредитів нефінансовим корпораціям знизилась до 15–17% активів, тоді як сукупна частка ОВДП та депозитних сертифікатів НБУ наблизилась до 43–47%. Це не пов'язано із небажанням банків кредитувати, скоріше це є раціональною відповіддю на регуляторно-монетарну конструкцію, що формує рівновагу, за якої нарощування безризикових активів є домінуючою стратегією [10]. Запровадження LCR та NSFR заохочує накопичення HQLA у вигляді державних цінних паперів, тоді як корпоративні кредити несуть вищі ризик-ваги і RSF-коефіцієнти – тобто є регулятивно “дорожчими”. Це класична ситуація, коли технічно правильні нормативи у специфічному контексті дають небажаний системний ефект.

Водночас 2025 р. фіксує перший реальний перелом: темпи зростання чистих гривневих кредитів бізнесу прискорились до 35% річних у жовтні, частка непрацюючих кредитів (NPL) у корпоративному портфелі знизилась до мінімального за десятиліття рівня близько 32%, а бізнес зберігає попит на позики попри безпекові ризики [3]. Співвідношення чистих корпоративних кредитів до ВВП (8,7%) залишається нижчим за довоєнний, що свідчить про значний невикористаний потенціал подальшого нарощення портфеля [3]. Саме у цій точці, між початком відновлення і далеко від вичерпання потенціалу, методологічні рекомендації є найбільш практично значущими.

Ринковий ризик: від адаптації до поетапного впровадження ES

Розрив між VaR і Expected Shortfall, зафіксований у другому розділі (2,12 в.п. для акцій ING Group), в українському контексті набуває ще більшої ваги, ніж у

стабільному ринку. Те, що формально є “хвостом розподілу” ,до прикладу ракетні удари по енергетичній інфраструктурі, різкі курсові коливання, блокування відділень, є для вітчизняного ринку регулярним явищем, а не статистичним рідкісним екстремумом. Експес вибірки 13,47 для акцій ING (майже у 4,5 рази вищий за нормальний розподіл) це нижня межа того, що ми очікували б від вітчизняних фінансових рядів воєнного часу. Відповідно, аргумент на користь переходу від VaR до ES є сильнішим для України, ніж для будь-якого мирного ринку. Додатково, персистентність волатильності $\alpha + \beta = 0,9787$, отримана для відносно стабільного European банку, для вітчизняних активів була б ще вищою – в цих умовах шоки тривають місяцями, а не тижнями.

Стрес-тест НБУ 2026 р. для 26 найбільших банків з несприятливим сценарієм (падіння ВВП, девальвація, зростання процентних ставок, трирічний горизонт) є природним моментом для практичної апробації ES [12]: паралельний розрахунок ES(97,5%) поряд із VaR у рамках стрес-тесту дозволить накопичити емпіричну базу без зміни формальних нормативів. Саме так рухався BCBS: спочатку паралельне звітування, потім адаптаційний горизонт, після – обов'язковий норматив. Перехід від VaR до ES у Basel IV обґрунтований тим, що “вимоги до капіталу під ринковий ризик мають базуватись на збитках, що перевищують VaR” – і для України цей аргумент є лише вагомішим [15].

GARCH-моделювання має зайняти місце інструменту динамічного оновлення оцінки ринкового ризику – замість статичного розрахунку волатильності раз на квартал. Щоденне оновлення умовної дисперсії є технологічно досяжним для будь-якого банку з базовою аналітичною інфраструктурою і не вимагає зміни жодного нормативу.

Скорингова модель, що пропускає понад половину реальних дефолтів у стабільних умовах, в обставинах, коли структура детермінантів кредитоспроможності змінилась структурно, є серйозним джерелом систематичної помилки. Довоєнні предиктори (стан поточного рахунку, стабільний дохід, застава) або змінили своє значення, або перестали бути надійними: переселенець з

позитивним балансом у 2021 р. і той самий позичальник у 2024 р. – принципово різні кредитні ризики, але стара модель не бачить цієї різниці. Ще складнішою є проблема даних: банки, що відмовились від кредитування, не накопичували нових спостережень – перекалібрувати модель нема на чому. Це замкнене коло, яке розривається лише поетапно.

На першому етапі – консервативніший поріг класифікації (нижче стандартних 0,5) і фокус на моніторингу діючого портфеля через транзакційну активність позичальників. Цифрові інструменти дозволяють після видачі кредиту точно передбачати, які клієнти, що прострочують платежі, скоріш за все розрахуються [40]. Тобто, найточніша оцінка ризику відбувається не у момент видачі, а в процесі обслуговування. На другому – введення нових предикторів: мобілізаційний статус, географічна близькість до бойових дій, юрисдикційна доступність застави. На третьому – перекалібрування моделей на актуальних постконфліктних даних після накопичення достатньої вибірки.

Особливо важливим у постконфліктному кредитуванні є розрізнення між позичальниками, які об'єктивно не можуть обслуговувати борг ("Can't Pay"), і тими, хто свідомо використовує загальну невизначеність для стратегічного дефолту ("Won't Pay") [34]. Стандартна скорингова модель не здатна провести це розрізнення — а відповідно, не дозволяє вибрати адекватну стратегію роботи з кожним типом. Саме для таких ситуацій стратегічної взаємодії в умовах асиметрії інформації призначена теорія ігор. Раціональна поведінка агентів у ризикових ситуаціях базується на стратегії максимізації суб'єктивно очікуваної корисності [30, С.174], а отже, поведінка позичальника в умовах кризи є передбачуваною – якщо правильно побудувати аналітичну рамку.

Ігрові підходи вже знаходять практичне застосування в кредитному скорингу: кластерний ігровий алгоритм для класифікації типів дефолту "Can't/Won't Pay"; еволюційні ігрові моделі для стимулювання довіри між банком і позичальником; аналіз ролі примусового стягнення у знятті інформаційної асиметрії. На системному рівні ігрове моделювання вже застосоване в українській банківській

аналітиці – для опису взаємодії НБУ, уряду і банків у рамках ієрархічної гри [10]. Для кредитного скорингу теорія ігор є не самостійним методом, а доповнювальним інструментом, функціональною складовою мультиплікативної системи оцінки.

Довгострокова перспектива вдосконалення кредитного скорингу визначається двома векторами, що рухаються назустріч. Ансамблеві ML-методи (Random Forest, XGBoost) здатні суттєво знизити FNR порівняно з логіт-моделлю через нелінійне моделювання взаємодій між предикторами – “застосування технік машинного навчання пропонує потенціал для побудови більш точних ризик-орієнтованих моделей” [39, С.50]. “ХАІ є особливо критичним у середовищах з жорстким регулюванням, де прозорість та можливість аудиту є незамінними” [38]. Напрямом розвитку є не заміна логіту на ML, а ML разом із шаром ХАІ, що зберігає точність і додає прозорість. Pillar III з 2027 р. [3] стане зовнішнім стимулом до документування скорингових моделей у форматі “model cards”. Крім того, банки, що ефективніше управляють ризиками, торгуються з вищим мультиплікатором ринкової вартості ($\beta\text{RISKMGТ}$ для MTB = 0,579) – тобто інвестиції у якість методологій є прямим аргументом для залучення приватного капіталу у повоєнний період [53].

Кіберзагрози фінансовому сектору в Україні мають принципово іншу природу, ніж у більшості юрисдикцій: це не переважно кримінальний, а державний суб'єкт з геополітичними цілями. DDoS-атаки на платіжну інфраструктуру, спроби компрометації банківських систем, ракетні удари по дата-центрах – компоненти гібридної стратегії, а не ізольовані інциденти. Виходячи з даних власного аналізу (підрозділ 2.3), міжнародні бази кіберінцидентів фінансового сектору, від ENISA до ORX News, фіксують спільний набір індикаторів: кількість підтверджених атак та обсяг прямих фінансових втрат. Для України принципово важливим є ще один вимір: системний ефект у вигляді підриву довіри до банківської системи в умовах загальної воєнної нестабільності – стратегічна мета, що є не менш значущою, ніж прямі фінансові збитки.

Основна прогалина, що залишається незаповненою, це відсутність централізованої платформи обміну кіберінцидентами між вітчизняними банками. Лише 28% юрисдикцій у світі мають систематизований міжінституційний обмін кіберрозвідкою [32], і Україна не входить до цього числа. Установи, що атакуються тими самими суб'єктами, не повинні протидіяти їм ізольовано. НБУ рухається у правильному напрямку: у 2026 р. будуть оприлюднені вимоги до управління ризиком третіх сторін [3] – що відповідає TPRM-вимогам DORA. Стратегічним наступним кроком є системні CyRST-навчання за участю великих банків та операторів платіжної інфраструктури, що зміщують фокус з індивідуальної стійкості на системну – саме так, як це передбачено SITO і CyRST у рамках DORA.

Щодо штучного інтелекту в операційному ризик-менеджменті: хоча методи AI можуть бути корисними для автоматизації RCSA, виявлення шахрайства та операційного моніторингу, необхідно розуміти, що ці моделі досі не є достатньо досконалими, щоб замінити “живого” кваліфікованого спеціаліста. Зловживання AI може спричинити виникнення нового відгалуження операційного ризику – ризику помилки генерування інформації ШІ-моделлю. Компанії-адаптери AI стикаються з підвищеними ризиками: позовами через авторське право, проблемами упередженості, відсутністю простежуваності через “чорну скриньку” та загрозами кібербезпеці [16]. Чимало компаній фіксують широке застосування ШІ, результати якого, на жаль, не виправдовують очікувань [50]. Надмірне використання ШІ у фінансових процесах може негативно вплинути на сприйняття надійності банку клієнтами – особливо в умовах економічної нестабільності. Бізнес-модель банку ґрунтується на довірі, а репутаційний ризик є одним із найруйнівніших для фінансових установ [34, 22]. Безперечно, AI може суттєво покращити автоматизацію рутинних процесів і пришвидшити виконання задач – але банки мають враховувати появу додаткових ризиків, які це може принести. GenAI-ризиків мають бути включені до RCSA, до всіх етапів TPRM-циклу, а також має бути впроваджено формальне врядування моделей – валідацію, відстеження ефективності та регулярний аудит [35].

Будь-яка методологічна модернізація залишається неповною без чинника, що виходить за межі формул і регуляторних актів. Аналіз банкрутств Barings Bank (1995) і Lehman Brothers (2008) виявляє спільний знаменник: обидві установи мали регуляторно прийнятні показники аж до краху, а причина провалу була управлінською. В Barings принцип розподілу функцій фронт- та бек-офісу не дотримувався – і це дозволило накопичувати приховані збитки роками [49]. В Lehman маніпуляції через механізм Repo 105 і конфлікт інтересів при надмірному виконавчому винагородженні дозволили приховувати реальний рівень ризику [42]. Жодна точна модель не виявила б цих проблем – бо вони знаходились не у параметрах розподілу, а в системі внутрішнього контролю.

Для повоєнного відновлення кредитування в Україні цей урок є особливо значущим: тиск пришвидшення видачі позик неминуче зростатиме, і ризик послаблення скорингових стандартів є реальним. “Відповідне управління ризиками є ключовим для зниження ризику заробітку банку та зменшення ризику неплатоспроможності” – і це "відповідне управління" передбачає дисципліну дотримання процедур не менше, ніж якість самих моделей [49]. Pillar III Disclosure з 2027 р. є зовнішнім механізмом підтримки цієї дисципліни через публічну прозорість [3]. Разом з тим відтермінування найбільш складних реформ (BRRD, A-IRB, IMA) є методологічно коректним: складніші підходи вимагають стабільної бази даних і досвіду, яких у воєнних умовах бракує. Регуляторні реформи не є нейтральними інструментами: вони взаємодіють із системою стимулів і можуть породжувати небажані рівноваги навіть при технічно правильному змісті [10]. Послідовність і поетапність мають не меншу методологічну цінність, ніж зміст самих реформ.

Таблиця 3.4 систематизує регуляторну дорожню карту НБУ, що формує інституційне підґрунтя для методологічної модернізації.

Таблиця 3.4 Регуляторна дорожня карта НБУ: наближення до стандартів Basel IV та DORA

Горизонт	Напрямок	Конкретний захід	Регуляторне підґрунтя
2025–2026 (у реалізації)	Капітал і нагляд	Запровадження буферів консервації та системної важливості (з 01.01.2027); перегляд мінімуму достатності регулятивного капіталу до 8%; перша оцінка SREP (Pillar II) у 2026 р.	CRR3 / Basel IV; НБУ 2025–2026
	Операційний ризик	Диференціація граничного коефіцієнта (12%/15%/18% за розміром бізнес-індикатора); виключення ІЛМ → зниження вимог до капіталу на 20%; оновлення — грудень 2025	Basel IV (новий SA); НБУ 2025
	Кредитний ризик	Нові ваги ризику для іпотеки та МСП; LEX (значні експозиції) замінить Н7; тестовий розрахунок — листопад 2026; ризик CVA — з березня 2025	CRR3; НБУ ЗФС 2025
2026–2027 (заплановано)	Прозорість і TPRM	Pillar III: розкриття інформації про управління ризиками з 2027 р.; вимоги до управління ризиком третіх сторін (положення 2026 р.); стрес-тест 26 банків (>90% активів), горизонт 3 роки	Basel IV Pillar III; DORA (TPRM); НБУ Рішення № 134-рш
	ESG	Інтеграція принципів сталого розвитку у корпоративне управління (рекомендації НБУ, серпень 2025); поступове включення ESG-ризиків у систему оцінки	EU Green Deal; ECB Climate stress testing
Після вступу до ЄС (відтерміновано)	Розширені підходи та BRRD	Підходи на основі внутрішніх моделей (A-IRB, IMA); BRRD (врегулювання банків, MREL); підвищений коефіцієнт левериджу; сек'юритизація та AVA	Умова: вступ до ЄС або завершення воєнного стану

Джерело: складено авторкою на основі [6; 3].

Таблиця фіксує раціональну асиметрію: заходи, що реалізуються вже зараз (буфери капіталу, Pillar III, TPRM, новий SA), стосуються рамок структурних

елементів системи, тоді як найскладніші методологічні реформи (A-IRB, IMA, BRRD) відкладені. Це відображає правильну логіку: спочатку інституційна рамка і прозорість, потім – складні внутрішні моделі, що мають у ній функціонувати. Диференціація граничного коефіцієнта операційного ризику (12%/15%/18% замість єдиних 15%) зі зниженням капітальних вимог на 20% є першим кроком до ризикочутливого підходу Basel IV і одночасно регуляторним стимулом для перерозподілу звільненого капіталу на кредитування [3].

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3

Третій розділ реалізував завершальну мету дослідження – переклад аналітичних результатів у практичну площину. Бенчмаркінг підрозділу 3.1 показав: еволюція від VaR до ES, від логіту до ML + XAI, від BIA до нового SA є задокументованою реакцією на кризові провали, а не методологічною модою. Жоден метод не є домінуючим за всіма критеріями – що обумовлює необхідність інтегрованих систем, де різні інструменти доповнюють один одного.

Підрозділ 3.2 охопив поточну адаптацію і перспективи в єдиній логіці: для кожного виду ризику розглянуто, що потребує перегляду зараз (консервативніший поріг скорингу, динамічний VaR на базі GARCH, TPRM для кіберзахисту) і куди рухатись далі (ES як норматив, ML + XAI, CyRST). Три принципових висновки: по-перше, результати власного бенчмаркінгу є ще більш вираженими в українських умовах – хвостові події тут є регулярністю, скорингові моделі потребують перекалібрування на даних, яких ще недостатньо. По-друге, вітчизняна регуляторна дорожня карта НБУ є конкретною і вже реалізованою – буфери капіталу, Pillar III, TPRM, новий SA мають визначені терміни і є інституційним підґрунтям для методологічних змін. По-третє, якість моделей є необхідною, але недостатньою умовою ефективного ризик-менеджменту: регуляторне середовище, фіскальна політика і культура управління визначають, чи будуть ці моделі застосовані коректно [10]. Саме ця системна взаємозалежність є головним висновком усього дослідження.

ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження досягнуто його мету – здійснено методологічний бенчмаркінг кількісних моделей оцінки банківських ризиків, що дозволив простежити логіку еволюції інструментарію ризик-менеджменту та оцінити адекватність окремих методів вимогам як регулятора, так і реального ринкового середовища. Виконання поставлених завдань дає підстави сформулювати такі підсумкові положення.

Сформовано теоретико-методологічну основу дослідження. Обґрунтовано, що банківський ризик-менеджмент має двоїсту природу – він є одночасно регуляторним обов'язком і стратегічним інструментом управління вартістю установи, а його метою є не усунення ризику, а визначення оптимального рівня, що максимізує вартість банку. Показано, що кредитний, ринковий та операційний ризики є взаємозалежними й потребують інтегрованого, а не ізольованого управління (концепція ERM), причому кожен із них зазнав суттєвої трансформації під впливом цифровізації та геополітичних потрясінь: кредитний ризик набув нових детермінант в умовах воєнного стану, ринковий продемонстрував загострення хвостових подій, а операційний поповнився кіберризиком як окремою значущою підкатегорією. Еволюцію Базельських угод інтерпретовано як регуляторне закріплення методологічного прогресу, що задає зовнішній орієнтир для бенчмаркінгу.

За результатами прикладного аналізу ринкового ризику на даних акцій ING Group встановлено, що класичний параметричний VaR систематично недооцінює ризик через важкі хвости розподілу прибутковостей (високий ексцес), тоді як історичне моделювання дає вищу оцінку очікуваного дефіциту (Expected Shortfall). Побудована модель GARCH(1,1) з t -розподілом підтвердила високу персистентність волатильності, а бектестинг за тестом Купіца засвідчив адекватність моделі (фактична частота перевищень близька до очікуваних 5%). Це

емпірично обґрунтовує перевагу ES над VaR і динамічних підходів над статичними в умовах ринкової нестабільності.

Бенчмаркінг моделей кредитного ризику на German Credit Dataset показав, що логістична регресія дещо переважає дерево рішень за інтегральним показником AUC, демонструючи задовільну специфікацію за псевдо- R^2 Макфаддена та відсутність мультиколінеарності. Водночас виявлено спільне для обох моделей обмеження – низьку чутливість за прийнятної загальної точності, тобто схильність недовиявляти дефолтних позичальників. Це підтвердило висновок про доцільність консервативнішого порогу класифікації та пошуку точніших методів оцінки кредитоспроможності.

Аналітичні результати переведено у стратегічну площину. Доведено, що перехід від VaR до ES, від класичних скорингових моделей до машинного навчання з поясненням (ML + XAI) та від спрощених підходів до нового стандартизованого є задокументованою реакцією на кризові провали, а не методологічною модою, причому жоден метод не домінує за всіма критеріями, що обумовлює необхідність інтегрованих систем. Обґрунтовано, що в українських умовах ці результати є ще виразнішими – хвостові події тут є регулярністю, а скорингові моделі потребують перекалібрування. Ключовий висновок дослідження полягає в тому, що якість моделей є необхідною, але недостатньою умовою ефективного ризик-менеджменту: визначальними залишаються регуляторне середовище, фіскальна політика й культура управління.

Отримані результати не вичерпують проблематики й окреслюють перспективи подальших розвідок. Доцільними видаються закріплення Expected Shortfall як норматива та впровадження динамічного VaR на базі GARCH у вітчизняну практику, розвиток гібридних скорингових рішень, що поєднують моделі машинного навчання з інструментами інтерпретованості (XAI), та їх перекалібрування на накопичуваних українських кредитних даних. Окремої уваги потребують кількісне оцінювання кіберризиків (зокрема підходи на кшталт CyRST) і його інтеграція в загальну систему ризик-менеджменту, а також розроблення

стрес-сценаріїв для умов воєнної та посткризової економіки. Подальше опрацювання цих напрямів сприятиме формуванню стійкішого та технологічно зрілого інструментарію управління банківськими ризиками в Україні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Гладинець Н., Хланта С. Кредитний ризик комерційних банків та методи його мінімізації. Мукачівський державний університет. 2017. № 13. URL: https://economyandsociety.in.ua/journals/13_ukr/177.pdf.
2. Долінський Л. Фінансовий Ризик-Менеджмент : навч.-метод. посіб. Київ : НаУКМА, 2022. 132 с.
3. Звіт про фінансову стабільність, грудень 2025 року. Національний банк України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/zvit-pro-finansovu-stabilnist-gruden-2025-roku>.
4. Менеджмент ризиків. Принципи та настанови : ДСТУ ISO 31000:2018. Чинний від 2019-01-01. Київ : ДП «УкрНДНЦ», 2019. 23 с.
5. Моноbank пережив найбільшу кібератаку. Як вдалося її відбити? Forbes.ua. URL: <https://forbes.ua/innovations/ataku-zdiysnili-rosiyani-monobank-perezhiv-naymasshtabnishu-ddos-ataku-za-chas-svogo-isnuvannya-yak-ii-vdalosya-vidbiti-19082024-23104>.
6. Національний банк України. Національний банк та Державний центр кіберзахисту співпрацюватимуть у сфері кібербезпеки. URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/natsionalniy-bank-ta-derjavniy-tsentr-kiberzahistu-spiivpratsyuvatimut-u-sferi-kiberbezpeki>.
7. Огляд банківського сектору, лютий 2026 року. Національний банк України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/oglyad-bankivskogo-sektoru-lyutiy-2026-roku>.
8. Оновлено вимоги до банків щодо управління ризиками. Національний банк України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/onovleno-vimogi-do-bankiv-schodo-upravlinnya-rizikami>.
9. Про затвердження Положення про організацію системи управління ризиками в банках України та банківських групах : Постанова Нац. банку України від 11.06.2018 № 64 : станом на 27 січ. 2026 р. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/v0064500-18#Text>.

10. Рудан В., Винник Т. Базель III у воєнній імпортозалежній економіці: як зберегти стандарти короткострокової та довгострокової ліквідності й водночас повернути банкам функцію фінансового посередництва. Економічний аналіз. 2025. Т. 35, № 2. С. 715–731. URL: <http://dx.doi.org/10.35774/econa2025.02.715>.
11. Статистика фінансового сектору. Національний банк України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/statistic/sector-financial>.
12. Схвалено методологію стрес-тестування банків у межах оцінки стійкості 2026 року. Національний банк України. URL: <https://bank.gov.ua/ua/news/all/shvaleno-metodologiyu-stres-testuvannya-bankiv-u-mejah-otsinki-stiykosti-2026-roku>.
13. Швець Н., Юшкалюк А. VaR як основний метод розрахунку величини інтегрального фінансового ризику банківських установ. Економіка і суспільство. 2017. № 9. С. 1092–1098.
14. Advancing macroprudential tools for cyber resilience. European Systemic Risk Board. European System of Financial Supervision. 2023. URL: <https://www.esrb.europa.eu/pub/pdf/reports/esrb.macroprudentialtoolscyberresilience220214~984a5ab3a7.en.pdf>.
15. Bandyopadhyay A. Introduction to Risk Management: Basics of Statistics. Basic Statistics for Risk Management in Banks and Financial Institutions. Oxford, 2022. URL: <https://doi.org/10.1093/oso/9780192849014.003.0001>.
16. Banking risks from AI and machine learning. EY. URL: https://www.ey.com/en_us/board-matters/banking-risks-from-ai-and-machine-learning.
17. Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework – Comprehensive Version. Bank for International Settlements. URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs128.htm>.
18. Basel III Endgame & Operational Risk Capital Standard. Deloitte. URL: <https://www.deloitte.com/us/en/services/consulting/articles/basel-final-rules-takeaways-highlights-us-banks.html>.
19. Bhat D. A. Risk Integration and Optimization for Risk Management. 2022. URL: <https://doi.org/10.31235/osf.io/z3e2q>.

20. BIS Working Papers. Cyber risk in central banking. Monetary and Economic Department. BIS, 2022. URL: <https://www.bis.org/publ/work1039.pdf>.
21. Bouveret A. Cyber Risk for the Financial Sector: A Framework for Quantitative Assessment. SSRN Electronic Journal. 2018. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3203026>.
22. Cardoso A., Cardoso M. Bank Reputation and Trust: Impact on Client Satisfaction and Loyalty for Portuguese Clients. Journal of Risk and Financial Management. 2024. Vol. 17, No. 7. P. 277. URL: <https://doi.org/10.3390/jrfm17070277>.
23. Chang C.-L. et al. Choosing expected shortfall over VaR in Basel III using stochastic dominance. International Review of Economics & Finance. 2019. Vol. 60. P. 95–113. URL: <https://doi.org/10.1016/j.iref.2018.12.016>.
24. Cyber Events Database. Center for International and Security Studies at Maryland. URL: <https://cisssm.umd.edu/cyber-events-database>.
25. Cyber Risk Surveillance / J. Goh et al. IMF Working Papers. 2020. Vol. 20, No. 28. URL: <https://doi.org/10.5089/9781513526317.001>.
26. Digital Operational Resilience Act (DORA). URL: <https://www.digital-operational-resilience-act.com/>.
27. Dill A. Bank Regulation, Risk Management, and Compliance. Theory, Practice, and Key Problem Areas. Informa Law from Routledge, 2019. URL: <https://doi.org/10.4324/9780429351167>.
28. ENISA Threat Landscape: Finance Sector. European Union Agency for Cybersecurity, 2024. URL: https://www.enisa.europa.eu/sites/default/files/2025-02/Finance%20TL%202024_Final.pdf.
29. Engle R. F., Ng V. K. Measuring and Testing the Impact of News on Volatility. The Journal of Finance. 1993. Vol. 48. P. 1749–1778. URL: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05127.x>.
30. EU Artificial Intelligence Act. URL: <https://artificialintelligenceact.eu/>.
31. Global Banking Risk Study 2025. PwC. URL: <https://www.pwc.com/gx/en/industries/financial-services/banking-risk.html>.

32. Global Financial Stability Report: The Last Mile: Financial Vulnerabilities and Risk. International Monetary Fund, 2024. URL: <https://www.imf.org/-/media/Files/Publications/GFSR/2024/April/English/ch3.ashx>.
33. Granger C. W. J., Newbold P. Spurious regressions in econometrics. *Journal of Econometrics*. 1974. Vol. 2, No. 2. P. 111–120. URL: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(74\)90034-7](https://doi.org/10.1016/0304-4076(74)90034-7).
34. Heidinger D., Gatzert N. Awareness, determinants and value of reputation risk management: Empirical evidence from the banking and insurance industry. *Journal of Banking & Finance*. 2018. Vol. 91. P. 106–118. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2018.04.004>.
35. Hinchliffe J. Sheen. *Integrated Operational Risk Management: Tools, Techniques and Meeting Regulatory Expectations*. John Wiley & Sons, 2025.
36. IIF / McKinsey Cyber Resilience Survey: Cybersecurity posture of the financial services industry. McKinsey & Company, 2020. URL: <https://surl.li/kanklu>.
37. ING Groep N.V. (ING) Stock Historical Prices & Data. Yahoo Finance. URL: <https://finance.yahoo.com/quote/ING/history/>.
38. Integrating artificial intelligence into risk management frameworks: a mixed-methods analysis of the Palestinian banking sector / K. M. Tanbour et al. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1108/JFRA-06-2025-0458>.
39. La Torre M. *Risk in Banking*. Cham : Springer International Publishing, 2020. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-54498-0>.
40. Li Wang, Yiting Huang, Zhiwu Hong. Digitalization as a double-edged sword: A deep learning analysis of risk management in Chinese banks. *International Review of Financial Analysis*. 2024. Vol. 94. URL: <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2024.103249>.
41. Mandelbrot B. The Variation of Certain Speculative Prices. *Journal of Business*. 1963. Vol. 36. P. 394–419. URL: <http://dx.doi.org/10.1086/294632>.
42. Matey J., Bawa J. D. Bank Sector Crisis: The Case of Barings Bank and Lehman Brothers Holdings Inc. 2022. URL: <https://doi.org/10.31235/osf.io/23bke>.

43. Minimum capital requirements for market risk. Bank for International Settlements. URL: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d457.htm>.
44. Smith K. New technology is increasing the speed and depth of cyber attacks. Financial Times. URL: <https://www.ft.com/content/954a44c6-cc11-49dd-b95a-dba61438b532>.
45. Stulz R. M. Risk-Taking and Risk Management by Banks. Journal of Applied Corporate Finance. 2022. Vol. 34. P. 95–105. URL: <https://doi.org/10.1111/jacf.12491>.
46. Systemic Cyber Incident Coordination Framework (EU-SCICF). URL: <https://www.eu-scicf.com/>.
47. UCI Machine Learning Repository. URL: <https://archive.ics.uci.edu/dataset/144/statlog+german+credit+data>.
48. Ungureanu I. R. Considerations On Banking Risk Management. Journal of Economic Development, Environment and People. 2017. Vol. 1 (special). P. 234–239.
49. Van Gestel T., Baesens B. Bank risk management. Credit Risk Management: Basic Concepts. Oxford, 2008. URL: <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199545117.003.0001>.
50. Why AI Adoption Stalls, According to Industry Data / E. Eatough et al. Harvard Business Review. 2026. URL: <https://hbr.org/2026/02/why-ai-adoption-stalls-according-to-industry-data>.
51. Yamai Y., Yoshiba T. Comparative Analyses of Expected Shortfall and Value-at-Risk (3): Their Validity under Market Stress. Monetary and Economic Studies. 2002. Vol. 20. P. 181–237.
52. Yasinovska I. F., Sheremeta L. M. Banking Risk Management During the Wartime. Business Inform. 2024. Vol. 11, No. 562. P. 237–246. URL: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-11-237-246>.
53. Zouari-Hadiji R. Financial innovation characteristics and banking performance: The mediating effect of risk management. International Journal of Finance & Economics. 2023. Vol. 28. P. 1214–1227. URL: <https://doi.org/10.1002/ijfe.2471>.

Додаток А

Код, використаний для моделі оцінки ринкового ризику в середовищі RSTUDIO:

```
> library(quantmod)
> library(xts)
> library(zoo)
> library(tseries)
> library(rugarch)
> library(FinTS)
> library(PerformanceAnalytics)
> library(moments)
> library(ggplot2)
>
> # Завантаження та підготовка даних
>
> getSymbols("ING",
+           src = "yahoo",
+           from = "2018-04-01",
+           to = "2026-04-01",
+           auto.assign = TRUE)
[1] "ING"
>
> prices <- Ad(ING)
> returns <- na.omit(dailyReturn(prices))
> r <- as.numeric(returns)
> dates <- index(returns)
>
> cat("Дані \n")
Дані
> cat("Тікер:    ING Group (NYSE)\n")
Тікер:    ING Group (NYSE)
> cat("Період:   01.04.2018 - 01.04.2026\n")
Період:   01.04.2018 - 01.04.2026
> cat("Кількість спостережень:", length(r), "\n\n")
Кількість спостережень: 2011

>
> # Описова статистика
>
> cat("Описова статистика \n")
Описова статистика
> desc <- data.frame(
+   Показник = c(
+     "Кількість спостережень",
+     "Середнє значення, %",
+     "Стандартне відхилення, %",
+     "Мінімум, %",
+     "Максимум, %",
+     "Асиметрія (Skewness)",
+     "Ексцес (Kurtosis)"
+   ),
+   Значення = round(c(
+     length(r),
+     mean(r) * 100,
+     sd(r) * 100,
+     min(r) * 100,
+     max(r) * 100,
+     skewness(r),
+     kurtosis(r)
+   ), 4)
+ )
```

```

> print(desc)
               Показник  Значення
1  Кількість спостережень 2011.0000
2   Середнє значення, %    0.0710
3  Стандартне відхилення, %  2.2974
4             Мінімум, %   -20.3252
5             Максимум, %   18.6408
6   Асиметрія (Skewness)  -0.2462
7   Екссес (Kurtosis)     13.4717
>
> cat("\nПримітка: екссес >3 свідчить про важкі хвости розподілу,\n")

Примітка: екссес >3 свідчить про важкі хвости розподілу,
> cat("що порушує припущення про нормальність (Parametric VaR недооцінює ризик).\n\n")
що порушує припущення про нормальність (Parametric VaR недооцінює ризик).

>
> # Тест 1: Стаціонарність (ADF-тест) для моделі часових рядів
>
> cat(" Тест 1: Стаціонарність (ADF-тест) для моделі часових рядів \n")
Тест 1: Стаціонарність (ADF-тест) для моделі часових рядів
>
> # ADF для рівнів цін
> adf_prices <- adf.test(as.numeric(prices))
>
> # ADF для прибутковостей
> adf_returns <- adf.test(r)

Warning message:
In adf.test(r) : p-value smaller than printed p-value
>
> cat("\nADF-тест для цін (рівні):\n")

ADF-тест для цін (рівні):
> cat("  Статистика:", round(adf_prices$statistic, 4),
+     "| p-value:", round(adf_prices$p.value, 4),
+     "|", ifelse(adf_prices$p.value > 0.05,
+                 "НЕ стаціонарний", "Стаціонарний"), "\n")
Статистика: -1.933 | p-value: 0.6067 | НЕ стаціонарний
>
> cat("\nADF-тест для прибутковостей (перші різниці):\n")

ADF-тест для прибутковостей (перші різниці):
> cat("  Статистика:", round(adf_returns$statistic, 4),
+     "| p-value:", round(adf_returns$p.value, 4),
+     "|", ifelse(adf_returns$p.value < 0.05,
+                 "Стаціонарний", "НЕ стаціонарний"), "\n")
Статистика: -11.6731 | p-value: 0.01 | Стаціонарний
>
> cat("\nВисновок: ціни є інтегрованим процесом I(1),\n")

Висновок: ціни є інтегрованим процесом I(1),
> cat("прибутковості – стаціонарним процесом I(0).\n")
прибутковості – стаціонарним процесом I(0).
> cat("Подальший аналіз проводиться на основі прибутковостей.\n\n")
Подальший аналіз проводиться на основі прибутковостей.

>
> # Розрахунки VaR та ES

```

```

>
> alpha <- 0.05 # рівень значущості 5% → довіра 95%
> mu <- mean(r)
> sig <- sd(r)
>
> cat(" Розрахунок VaR TA ES (95%)\n\n")
Розрахунок VaR TA ES (95%)

>
> # Historical Simulation VaR
> VaR_hs <- quantile(r, alpha)
> ES_hs <- mean(r[r <= VaR_hs])
>
> cat("Historical Simulation:\n")
Historical Simulation:
> cat(" VaR (95%):", round(VaR_hs * 100, 4), "%\n")
VaR (95%): -3.2412 %
> cat(" ES (95%):", round(ES_hs * 100, 4), "%\n\n")
ES (95%): -5.3648 %

>
> # Parametric VaR (Normal)
> VaR_pn <- mu + sig * qnorm(alpha)
> ES_pn <- mu - sig * dnorm(qnorm(alpha)) / alpha
>
> cat("Parametric (нормальний розподіл):\n")
Parametric (нормальний розподіл):
> cat(" VaR (95%):", round(VaR_pn * 100, 4), "%\n")
VaR (95%): -3.7079 %
> cat(" ES (95%):", round(ES_pn * 100, 4), "%\n\n")
ES (95%): -4.6679 %

>
> # Monte Carlo VaR
> set.seed(2024)
> mc_sim <- rnorm(200000, mean = mu, sd = sig)
> VaR_mc <- quantile(mc_sim, alpha)
> ES_mc <- mean(mc_sim[mc_sim <= VaR_mc])
>
> cat("Monte Carlo (200 000 симуляцій):\n")
Monte Carlo (200 000 симуляцій):
> cat(" VaR (95%):", round(VaR_mc * 100, 4), "%\n")
VaR (95%): -3.7027 %
> cat(" ES (95%):", round(ES_mc * 100, 4), "%\n\n")
ES (95%): -4.667 %

>
> # Зведена таблиця
> tbl_var <- data.frame(
+ Метод = c("Historical Simulation", "Parametric (Normal)", "Monte Carlo"),
+ VaR_95 = paste0(round(c(VaR_hs, VaR_pn, VaR_mc) * 100, 3), "%"),
+ ES_95 = paste0(round(c(ES_hs, ES_pn, ES_mc) * 100, 3), "%")
+ )
> cat(" Зведена таблиця VaR та ES \n")
Зведена таблиця VaR та ES
> print(tbl_var)
      Метод VaR_95 ES_95
1 Historical Simulation -3.241% -5.365%
2 Parametric (Normal) -3.708% -4.668%
3 Monte Carlo -3.703% -4.667%
> cat("\n")

```

```

>
> # GARCH(1,1) - модель часових рядів
>
> cat(" GARCH(1,1) з t-розподілом \n\n")
GARCH(1,1) з t-розподілом

>
> spec_garch <- ugarchspec(
+   variance.model      = list(model = "sGARCH", garchOrder = c(1, 1)),
+   mean.model          = list(armaOrder = c(0, 0), include.mean = TRUE),
+   distribution.model = "std"      # t-розподіл Стьюдента
+ )
>
> fit_garch <- ugarchfit(spec_garch, data = r, solver = "hybrid")
> show(fit_garch)

-----
GARCH Model Fit
-----

Conditional Variance Dynamics
-----
GARCH Model : sGARCH(1,1)
Mean Model   : ARFIMA(0,0,0)
Distribution  : std

Optimal Parameters
-----

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.001094	0.000351	3.1162	0.001832
omega	0.000013	0.000003	4.7289	0.000002
alpha1	0.096282	0.005979	16.1043	0.000000
beta1	0.882382	0.012848	68.6812	0.000000
shape	4.417983	0.308505	14.3206	0.000000

```

Robust Standard Errors:

```

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
mu	0.001094	0.000379	2.8856	0.003907
omega	0.000013	0.000006	2.3129	0.020729
alpha1	0.096282	0.020484	4.7004	0.000003
beta1	0.882382	0.018084	48.7945	0.000000
shape	4.417983	0.643792	6.8624	0.000000

```

LogLikelihood : 5160.379

Information Criteria
-----
Akaike          -5.1272
Bayes           -5.1132
Shibata         -5.1272
Hannan-Quinn    -5.1221

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Residuals
-----

```

	statistic	p-value
Lag[1]	4.969	0.0257997
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][2]	9.751	0.0022245
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][5]	15.595	0.0003074

```

d.o.f=0
H0 : No serial correlation

Weighted Ljung-Box Test on Standardized Squared Residuals
-----
                                statistic p-value
Lag[1]                        0.03624  0.8490
Lag[2*(p+q)+(p+q)-1][5]      0.47684  0.9612
Lag[4*(p+q)+(p+q)-1][9]      1.28787  0.9711
d.o.f=2

Weighted ARCH LM Tests
-----
                Statistic Shape Scale P-Value
ARCH Lag[3]      0.1860 0.500 2.000  0.6663
ARCH Lag[5]      0.4713 1.440 1.667  0.8921
ARCH Lag[7]      1.1090 2.315 1.543  0.8952

Nyblom stability test
-----
Joint Statistic:  11.7369
Individual Statistics:
mu      0.9322
omega   2.2883
alpha1  0.3739
beta1   0.2568
shape   0.3265

Asymptotic Critical Values (10% 5% 1%)
Joint Statistic:      1.28 1.47 1.88
Individual Statistic:  0.35 0.47 0.75

Sign Bias Test
-----
                t-value  prob  sig
Sign Bias      0.05482  0.9563
Negative Sign Bias 1.09338 0.2744
Positive Sign Bias 0.85236 0.3941
Joint Effect    3.63751 0.3034

Adjusted Pearson Goodness-of-Fit Test:
-----
  group statistic p-value(g-1)
1    20      21.83      0.29283
2    30      31.82      0.32785
3    40      47.58      0.16299
4    50      63.91      0.07466

Elapsed time : 1.128094

>
> # Вилучення параметрів для інтерпретації
> coef_g <- coef(fit_garch)
> omega <- coef_g["omega"]
> alpha1 <- coef_g["alpha1"]
> beta1 <- coef_g["beta1"]
> persist <- alpha1 + beta1 # персистентність волатильності
>

```

```

> cat("\n Ключові параметри GARCH(1,1) \n")

Ключові параметри GARCH(1,1)
> cat("omega (ω):", round(omega, 6), "\n")
omega (ω): 1.3e-05
> cat("alpha1 (α):", round(alpha1, 4), "— реакція на шоки\n")
alpha1 (α): 0.0963 — реакція на шоки
> cat("beta1 (β):", round(beta1, 4), "— інерція волатильності\n")
beta1 (β): 0.8824 — інерція волатильності
> cat("α + β      :", round(persist, 4), "— персистентність\n")
α + β      : 0.9787 — персистентність
> cat("Примітка: α+β близько до 1 → висока стійкість шоків волатильності\n\n")
Примітка: α+β близько до 1 → висока стійкість шоків волатильності

>
> cond_vol <- as.numeric(sigma(fit_garch))
>
> # Тест 2: Нормальність залишків GARCH
>
> cat(" Тест 2: Нормальність залишків GARCH \n")
Тест 2: Нормальність залишків GARCH
>
> std_resid <- as.numeric(residuals(fit_garch, standardize = TRUE))
>
> # Jarque-Bera тест
> jb_test <- jarque.bera.test(std_resid)
> cat("\nJarque-Bera тест (стандартизовані залишки GARCH):\n")

Jarque-Bera тест (стандартизовані залишки GARCH):
> cat(" Статистика  $\chi^2$ :", round(jb_test$statistic, 4), "\n")
Статистика  $\chi^2$ : 735.4835
> cat(" p-value:      ", round(jb_test$p.value, 4), "\n")
p-value:      0
> cat(" Висновок:", ifelse(jb_test$p.value < 0.05,
+                          "залишки НЕ є нормально розподіленими (типово для
фін. рядів)",
+                          "залишки нормально розподілені"), "\n")
Висновок: залишки НЕ є нормально розподіленими (типово для фін. рядів)
>
> cat("\nПримітка: відхилення від нормальності в залишках GARCH\n")

Примітка: відхилення від нормальності в залишках GARCH
> cat("є стандартною характеристикою фінансових часових рядів.\n")
є стандартною характеристикою фінансових часових рядів.
> cat("Саме тому обрано t-розподіл Стюдента в специфікації GARCH,\n")
Саме тому обрано t-розподіл Стюдента в специфікації GARCH,
> cat("а не нормальний — він краще моделює важкі хвости.\n\n")
а не нормальний, він краще моделює важкі хвости.

>
> # ARCH-LM тест (відсутність ефекту ARCH у залишках)
> cat("ARCH-LM тест на залишкові ефекти ARCH:\n")
ARCH-LM тест на залишкові ефекти ARCH:
> arch_test <- Box.test(std_resid^2, lag = 10, type = "Ljung-Box")
> cat(" p-value:", round(arch_test$p.value, 4), "\n")
p-value: 0.9842
> cat(" Висновок:", ifelse(arch_test$p.value > 0.05,
+                          "ARCH-ефекти відсутні ✓ (модель адекватно описує
волатильність)",
+                          "Залишкові ARCH-ефекти присутні X"), "\n\n")
Висновок: ARCH-ефекти відсутні (модель адекватно описує волатильність)

```

```

>
> # Тест 3: Бектестинг (якість прогнозу)
>
> cat(" Тест 3: Бектестинг (якість прогнозу\n\n")
Тест 3: Бектестинг (якість прогнозу

>
> n <- length(r)
>
> # Тест Купіца (Unconditional Coverage)
> violations_hs <- sum(r < VaR_hs)
> rate_actual <- violations_hs / n
>
> LR_pof <- -2 * (
+ log((1 - alpha)^(n - violations_hs) * alpha^violations_hs) -
+ log((1 - rate_actual)^(n - violations_hs) * rate_actual^violations_hs)
+ )
> p_kupiec <- 1 - pchisq(LR_pof, df = 1)
>
> cat("Тест Купіца (Unconditional Coverage Test):\n")
Тест Купіца (Unconditional Coverage Test):
> cat(" Очікувана кількість перевищень:", round(alpha * n, 1), "\n")
Очікувана кількість перевищень: 100.6
> cat(" Фактична кількість перевищень: ", violations_hs, "\n")
Фактична кількість перевищень: 101
> cat(" Фактична частота: ",
+ round(rate_actual * 100, 2), "% (очікувано 5%)\n")
Фактична частота: 5.02 % (очікувано 5%)
> cat(" LR-статистика: ", round(LR_pof, 4), "\n")
LR-статистика: 0.0021
> cat(" p-value: ", round(p_kupiec, 4), "\n")
p-value: 0.9633
> cat(" Висновок:", ifelse(p_kupiec > 0.05,
+ "модель адекватна — H0 не відхиляється",
+ "модель неадекватна — H0 відхиляється"), "\n\n")
Висновок: модель адекватна — H0 не відхиляється

>
> # MSE та MAE через GARCH-прогноз
> garch_forecast_vol <- cond_vol # умовна волатильність (in-sample)
> realized_vol <- abs(r) # проксі для реалізованої волатильності
>
> mse_garch <- mean((garch_forecast_vol - realized_vol)^2)
> mae_garch <- mean(abs(garch_forecast_vol - realized_vol))
> mape_garch <- mean(abs((realized_vol - garch_forecast_vol) / realized_vol),
+ na.rm = TRUE) * 100
>
> cat("Точність прогнозу волатильності GARCH(1,1):\n")
Точність прогнозу волатильності GARCH(1,1):
> cat(" MSE: ", round(mse_garch, 8), "\n")
MSE: 0.00027591
> cat(" MAE: ", round(mae_garch, 6), "\n")
MAE: 0.012357
> cat(" MAPE: ", round(mape_garch, 2), "%\n\n")
MAPE: Inf %

```

Додаток Б

Код, використаний для моделі оцінки кредитного ризику в середовищі RSTUDIO:

```
> library(caret)
> library(pROC)
> library(rpart)
> library(rpart.plot)
> library(car)
> library(lmtest)
> library(dplyr)
> library(ggplot2)
>
> # Розподіл на train/test (75% / 25%)
>
> set.seed(42)
> idx <- createDataPartition(credit$default, p = 0.75, list = FALSE)
> train <- credit[idx, ]
> test <- credit[-idx, ]
>
> cat("Тренувальна вибірка:", nrow(train), "спостережень (75%)\n")
Тренувальна вибірка: 750 спостережень (75%)
> cat("Тестова вибірка:      ", nrow(test), "спостережень (25%)\n\n")
Тестова вибірка:      250 спостережень (25%)

>
> # Логістична регресія
>
> logit <- glm(
+   default ~ duration + amount + age + checking + credit_hist +
+   savings + install_rate + employment,
+   data    = train,
+   family  = binomial(link = "logit")
+ )
>
> cat(" Логістична регресія - результати \n")
Логістична регресія - результати
> print(summary(logit))

5
Call:
glm(formula = default ~ duration + amount + age + checking +
    credit_hist + savings + install_rate + employment, family = binomial(link =
"logit"),
    data = train)

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  2.334068    0.583099   4.003 6.26e-05 ***
duration      0.038193    0.007557   5.054 4.32e-07 ***
amount       -0.274919    0.068924  -3.989 6.64e-05 ***
age           -0.015892    0.008688  -1.829  0.0674 .
checking      -0.622316    0.081064  -7.677 1.63e-14 ***
credit_hist  -0.376449    0.089292  -4.216 2.49e-05 ***
savings       -0.094430    0.079765  -1.184  0.2365
install_rate  0.045419    0.085909   0.529  0.5970
employment   -0.141632    0.124992  -1.133  0.2572
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
```

```

Null deviance: 911.16  on 749  degrees of freedom
Residual deviance: 728.22  on 741  degrees of freedom
AIC: 746.22

Number of Fisher Scoring iterations:
>
> # Тест 1: Значущість коефіцієнтів
>
> cat(" Тест 1: Значущість коефіцієнтів \n\n")
Тест 1: Значущість коефіцієнтів

>
> coef_raw <- summary(logit)$coefficients
>
> coef_summary <- data.frame(
+   Змінна      = rownames(coef_raw),
+   Коефіцієнт = round(coef_raw[, 1], 4),
+   Std_Error   = round(coef_raw[, 2], 4),
+   z_stat      = round(coef_raw[, 3], 4),
+   p_value     = round(coef_raw[, 4], 4),
+   Odds_Ratio  = round(exp(coef(logit)), 4),
+   Значущість = ifelse(coef_raw[, 4] < 0.001, "***",
+                        ifelse(coef_raw[, 4] < 0.01, "**",
+                        ifelse(coef_raw[, 4] < 0.05, "*",
+                        ifelse(coef_raw[, 4] < 0.1, ".",
+ "н.з.))))))
+ )
> print(coef_summary)
              Змінна Коефіцієнт Std_Error  z_stat p_value Odds_Ratio
Значущість
(Intercept)  (Intercept)    2.3341    0.5831  4.0029  0.0001   10.3198
***
duration      duration      0.0382    0.0076  5.0542  0.0000    1.0389
***
amount         amount     -0.2749    0.0689 -3.9887  0.0001    0.7596
***
age            age        -0.0159    0.0087 -1.8291  0.0674    0.9842
.
checking       checking   -0.6223    0.0811 -7.6768  0.0000    0.5367
***
credit_hist    credit_hist -0.3764    0.0893 -4.2159  0.0000    0.6863
***
savings        savings    -0.0944    0.0798 -1.1839  0.2365    0.9099
н.з.
install_rate  install_rate  0.0454    0.0859  0.5287  0.5970    1.0465
н.з.
employment     employment  -0.1416    0.1250 -1.1331  0.2572    0.8679
н.з.
> cat("*** p<0.001 | ** p<0.01 | * p<0.05 | . p<0.1 | н.з. = незначущий\n\n")
*** p<0.001 | ** p<0.01 | * p<0.05 | . p<0.1 | н.з. = незначущий

>
> # LR-тест (аналог F-критерію для logit)
> lr_stat <- logit$null.deviance - logit$deviance
> lr_df <- logit$df.null - logit$df.residual
> lr_pvalue <- 1 - pchisq(lr_stat, df = lr_df)
>
> cat("LR-тест (значущість моделі в цілому):\n")
LR-тест (значущість моделі в цілому):
> cat("   $\chi^2$ -статистика: ", round(lr_stat, 4), "\n")

```

```

 $\chi^2$ -статистика: 182.9371
> cat(" Ступені свободи:", lr_df, "\n")
Ступені свободи: 8
> cat(" p-value: ", round(lr_pvalue, 6), "\n")
p-value: 0
> cat(" Висновок:", ifelse(lr_pvalue < 0.05,
+ "модель статистично значуща ",
+ "модель статистично незначуща "), "\n\n")
Висновок: модель статистично значуща

>
> # Псевдо-R2 McFadden
> mcfadden_r2 <- 1 - (logit$deviance / logit$null.deviance)
> cat("Псевдо-R2 McFadden:", round(mcfadden_r2, 4), "\n")
Псевдо-R2 McFadden: 0.2008
> cat("Орієнтир: 0.2-0.4 – задовільна специфікація для logit\n\n")
Орієнтир: 0.2-0.4 – задовільна специфікація для logit

>
> # Тест 2: Мультиколінеарність (VIF)
>
> cat(" Тест 2: Мультиколінеарність (VIF) \n\n")
Тест 2: Мультиколінеарність (VIF)

>
> vif_values <- vif(logit)
>
> vif_table <- data.frame(
+ Змінна = names(vif_values),
+ VIF = round(vif_values, 4),
+ Оцінка = ifelse(vif_values < 2, "Відсутня ",
+ ifelse(vif_values < 5, "Помірна",
+ ifelse(vif_values < 10, "Значна ",
+ "Критична ")))
+ )
> print(vif_table)
      Змінна      VIF      Оцінка
duration duration 1.0158 Відсутня
amount amount 1.0270 Відсутня
age age 1.1080 Відсутня
checking checking 1.0253 Відсутня
credit_hist credit_hist 1.0176 Відсутня
savings savings 1.1130 Відсутня
install_rate install_rate 1.1053 Відсутня
employment employment 1.0097 Відсутня
> cat("\nЯкщо VIF < 5 – мультиколінеарність відсутня або помірна\n")

Якщо VIF < 5 – мультиколінеарність відсутня або помірна
> cat("      VIF > 10 – критична, потребує корекції моделі\n\n")
      VIF > 10 – критична, потребує корекції моделі

>
> # Тест 3: Якість класифікації
>
> cat(" Тест 3: Якість класифікації \n\n")
Тест 3: Якість класифікації

>
> prob_logit <- predict(logit, newdata = test, type = "response")
> class_logit <- factor(ifelse(prob_logit > 0.5, 1, 0), levels = c(0, 1))
> test_factor <- factor(test$default, levels = c(0, 1))

```

```

>
> cm_logit <- confusionMatrix(class_logit, test_factor, positive = "1")
> print(cm_logit)
Confusion Matrix and Statistics

              Reference
Prediction    0      1
      0 149    41
      1   23    37

              Accuracy : 0.744
              95% CI   : (0.6852, 0.7969)
      No Information Rate : 0.688
      P-Value [Acc > NIR] : 0.03102

              Kappa : 0.3636

McNemar's Test P-Value : 0.03359

      Sensitivity : 0.4744
      Specificity : 0.8663
      Pos Pred Value : 0.6167
      Neg Pred Value : 0.7842
      Prevalence : 0.3120
      Detection Rate : 0.1480
      Detection Prevalence : 0.2400
      Balanced Accuracy : 0.6703

      'Positive' Class : 1

>
> acc_logit <- cm_logit$overall["Accuracy"]
> sens_logit <- cm_logit$byClass["Sensitivity"]
> spec_logit <- cm_logit$byClass["Specificity"]
> ppv_logit <- cm_logit$byClass["Pos Pred Value"]
>
> cat("\n Зведені показники якості \n")

Зведені показники якості
> cat("Загальна точність (Accuracy):      ",
+   round(acc_logit * 100, 2), "%\n")
Загальна точність (Accuracy):      74.4 %
> cat("Чутливість / Sensitivity (TPR):      ",
+   round(sens_logit * 100, 2), "%\n")
Чутливість / Sensitivity (TPR):      47.44 %
> cat("Специфічність / Specificity (TNR): ",
+   round(spec_logit * 100, 2), "%\n")
Специфічність / Specificity (TNR):  86.63 %
> cat("Точність для дефолту (Precision):  ",
+   round(ppv_logit * 100, 2), "%\n")
Точність для дефолту (Precision):   61.67 %
> cat("Помилка 1-го роду (FPR):            ",
+   round((1 - spec_logit) * 100, 2), "%\n")
Помилка 1-го роду (FPR):            13.37 %
> cat("Помилка 2-го роду (FNR):            ",
+   round((1 - sens_logit) * 100, 2), "%\n\n")
Помилка 2-го роду (FNR):            52.56 %

>
> # 4. Дерево рішень

```

```

>
> tree <- rpart(
+   default ~ duration + amount + age + checking + credit_hist +
+   savings + install_rate + employment,
+   data     = train,
+   method   = "class",
+   control  = rpart.control(cp = 0.01, minsplit = 20)
+ )
>
> rpart.plot(
+   tree,
+   type   = 4,
+   extra  = 104,
+   main   = "Рис. 2.5. Дерево рішень: оцінка ймовірності дефолту\nGerman Credit
Dataset (тренувальна вибірка, n = 750)"
+ )
>
> prob_tree <- predict(tree, newdata = test, type = "prob")[, 2]
> class_tree <- factor(ifelse(prob_tree > 0.5, 1, 0), levels = c(0, 1))
> cm_tree    <- confusionMatrix(class_tree, test_factor, positive = "1")
>
> acc_tree <- cm_tree$overall["Accuracy"]
> sens_tree <- cm_tree$byClass["Sensitivity"]
> spec_tree <- cm_tree$byClass["Specificity"]
>
> # ROC та AUC
>
> roc_logit <- roc(test$default, prob_logit, quiet = TRUE)
> roc_tree  <- roc(test$default, prob_tree,  quiet = TRUE)
>
> auc_logit <- round(auc(roc_logit), 4)
> auc_tree  <- round(auc(roc_tree), 4)
>
> # Зведена таблиця бенчмаркінгу
>
> cat(" Зведений бенчмаркінг: кредитний ризик \n")
Зведений бенчмаркінг: кредитний ризик
> cat("Дані: German Credit Dataset (числова версія) | Тестова вибірка: n =",
+   nrow(test), "спостережень\n\n")
Дані: German Credit Dataset (числова версія) | Тестова вибірка: n = 250
спостережень

>
> summary_credit <- data.frame(
+   Показник = c(
+     "AUC",
+     "Точність (Accuracy)",
+     "Чутливість (Sensitivity)",
+     "Специфічність (Specificity)",
+     "Помилка 1-го роду (FPR)",
+     "Помилка 2-го роду (FNR)"
+   ),
+   Логістична_регресія = round(c(
+     auc_logit,
+     acc_logit,
+     sens_logit,
+     spec_logit,
+     1 - spec_logit,
+     1 - sens_logit
+   ), 4),
+   Дерево_рішень = round(c(
+     auc_tree,

```

```

+   acc_tree,
+   sens_tree,
+   spec_tree,
+   1 - spec_tree,
+   1 - sens_tree
+ ), 4)
+ )
> print(summary_credit)

```

	Показник	Логістична_регресія	Дерево_рішень
1	AUC	0.7425	0.7159
2	Точність (Accuracy)	0.7440	0.7400
3	Чутливість (Sensitivity)	0.4744	0.3718
4	Специфічність (Specificity)	0.8663	0.9070
5	Помилка 1-го роду (FPR)	0.1337	0.0930
6	Помилка 2-го роду (FNR)	0.5256	0.6282