

УДК 336.76:005.334:330.46(100)
DOI: <https://doi.org/10.30838/EP.214.52-60>

Ананьєва Ю.В.
кандидат економічних наук
Державний податковий університет
Ananieva Yuliia
PhD in Economic Sc.
State Tax University
<https://orcid.org/0000-0003-0481-5787>

МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ У ТРАНСФОРМОВАНОМУ ГЛОБАЛЬНОМУ СЕРЕДОВИЩІ

У статті досліджено теоретико-методичні засади прогнозування фінансових ризиків у глобальному середовищі, що трансформується під впливом гео економічної фрагментації, боргового навантаження, цифровізації фінансових послуг, розвитку небанківського фінансового посередництва, приватного кредиту та штучного інтелекту. Обґрунтовано, що класичні моделі оцінювання ризику зберігають аналітичну цінність, однак потребують поєднання зі сценарним аналізом, стрес-тестуванням, мережевими індикаторами та алгоритмами машинного навчання. Запропоновано інтегровану архітектуру прогнозування, орієнтовану на своєчасне виявлення каналів поширення фінансової нестабільності, підвищення якості управлінських рішень і посилення фінансової стійкості. Практичне значення результатів полягає у можливості використання запропонованого підходу банками, небанківськими фінансовими установами, органами фінансового нагляду та суб'єктами управління публічними фінансами. Для України інтегрована модель прогнозування може бути особливо корисною в умовах воєнної невизначеності, необхідності підтримання банківської стійкості, управління державним боргом, контролю зовнішнього фінансування та поступового наближення фінансового регулювання до європейських стандартів.

Ключові слова: фінансові ризики, прогнозування, глобальна невизначеність, фінансова стабільність, Value-at-Risk, стрес-тестування, машинне навчання, системний ризик, кредитний ризик, макропруденційна політика.

MODELS FOR FORECASTING FINANCIAL RISKS IN A TRANSFORMED GLOBAL ENVIRONMENT

The article examines the scientific and methodological foundations of financial risk forecasting in a transformed global environment. The relevance of the topic is determined by the growing instability of international financial markets, the persistence of high public debt, the expansion of non-bank financial intermediation, the development of private credit, the acceleration of digital transformation and the increasing use of artificial intelligence in financial institutions. These processes change the nature of risk transmission and reduce the reliability of forecasting approaches that rely only on historical averages, normal distribution assumptions or isolated analysis of individual institutions. The purpose of the article is to systematize the main groups of financial risk forecasting models and to substantiate an integrated architecture suitable for conditions of structural breaks, geopolitical shocks and data uncertainty. The study uses a systemic approach, comparative analysis, content analysis of reports of international financial institutions, generalization of econometric and financial literature, structural-functional modelling and tabular systematization. The article shows that traditional models, including discriminant analysis, volatility models, Value-at-Risk, stress testing and credit scoring, remain important elements of risk management, but they should be complemented by scenario analysis, systemic risk indicators, network models and machine learning tools. The main scientific result is the proposed hybrid architecture of forecasting, which combines market, credit, liquidity, sovereign, network, operational, technological and geopolitical risk blocks. The practical value of the results lies in the possibility of using this approach by financial institutions, regulators and public finance authorities for early warning systems, macroprudential monitoring, stress testing, capital planning and risk-based decision-making. The article emphasizes that the effectiveness of forecasting depends not only on model complexity, but also on data quality, interpretability, backtesting, governance procedures and the ability to update models when the global environment changes.

Keywords: financial risks, forecasting, global uncertainty, financial stability, Value-at-Risk, stress testing, machine learning, systemic risk, credit risk, macroprudential policy.

JEL classification: C53, C58, G17, G32, F65.

Постановка проблеми. Сучасне глобальне фінансове середовище характеризується не просто зростанням кількості ризиків, а зміною логіки їх виникнення, поширення та взаємного підсилення. Якщо у попередні періоди значна частина моделей прогнозування будувалася на припущенні відносної стабільності інституційних умов, повторюваності ринкових циклів і можливості екстраполяції історичних залежностей, то нині фінансова система функціонує в умовах частих структурних зламів. Геополітичні конфлікти, фрагментація торгівлі й капітальних потоків, боргове навантаження держав, енергетичні та логістичні шоки, швидке поширення цифрових фінансових послуг і використання алгоритмічних рішень формують нову природу фінансової невизначеності.

Актуальність теми посилюється тим, що фінансові ризики дедалі рідше залишаються локалізованими в межах одного сектору, ринку або країни. Порушення ланцюгів постачання може трансформуватися у ціновий шок, ціновий шок – у зміну процентних очікувань, а зміна процентних очікувань – у переоцінку портфелів, тиск на боргові ринки, валютну волатильність, погіршення якості активів і зростання системного ризику. Саме тому прогнозування фінансових ризиків більше не може зводитися лише до розрахунку окремого показника ймовірності дефолту, волатильності чи очікуваних збитків. Воно має перетворюватися на комплексну систему раннього попередження, яка поєднує кількісні моделі, експертні сценарії, стрес-тестування, макроекономічний аналіз та управлінські процедури валідації.

У звіті Всесвітнього економічного форуму про глобальні ризики 2026 р. підкреслено, що оцінювання ризиків має здійснюватися в кількох часових горизонтах: поточному, коротко- і середньостроковому та довгостроковому, оскільки сучасні загрози є взаємопов'язаними і можуть швидко змінювати пріоритетність [1]. Такий підхід безпосередньо кореспондує з фінансовим ризик-менеджментом, де короткий горизонт важливий для ліквідності та ринкових позицій, середній – для кредитного ризику й капіталу, а довгий – для боргової стійкості, кліматичних, технологічних і геополітичних ризиків.

За оцінками Міжнародного валютного фонду, глобальні ризики фінансової стабільності у 2026 р. залишаються підвищеними внаслідок війни на Близькому Сході, інфляційного тиску, можливого посилення фінансових умов, високого державного боргу, залежності від короткострокових запозичень, вразливостей небанківських фінансових посередників, концентрації оцінок у компаніях, пов'язаних зі штучним інтелектом, і зростання напруженості у сегменті приватного кредиту [2]. Водночас фінансовий вимір ризиків також залишається критичним: МВФ зазначає, що глобальний державний борг у 2025 р. становив майже 94% світового ВВП і може досягти 100% ВВП до 2029 року [3]. Це означає, що моделі прогнозування фінансових ризиків мають враховувати не лише поведінку ринків, а й здатність держав підтримувати фінансову стійкість за умов високих видатків і зростання вартості обслуго-

вування боргу.

Ще одним фактором трансформації є зміна структури фінансового посередництва. За даними Ради з фінансової стабільності, у 2023 році сектор небанківського фінансового посередництва зріс на 8,5%, тоді як банківський сектор – на 3,3%, а частка небанківських посередників у сукупних глобальних фінансових активах досягла 49,1% [4]. Вузкий показник небанківського посередництва, який відображає діяльність, потенційно здатну генерувати ризики фінансової стабільності, збільшився на 9,8% і досяг 70,2 трлн дол. США [4]. Такі дані свідчать про необхідність розширення периметра моделей прогнозування: фінансовий ризик уже не можна оцінювати лише за банківськими балансами, оскільки значна частина кредитної, ліквідної та ринкової трансформації відбувається поза традиційною банківською системою.

Особливої уваги потребує ринок приватного кредиту. Рада з фінансової стабільності оцінює його розмір у 1,5-2,0 трлн дол. США та наголошує, що зростання взаємозв'язків приватних кредитних фондів із банками, страховими компаніями й фондами прямих інвестицій може формувати нові канали поширення стресу [5]. Крім того, швидке використання штучного інтелекту фінансовими установами може підвищувати ефективність операцій, але водночас здатне посилювати або створювати нові ризики, якщо відсутні належні правила управління, валідації моделей і контролю за життєвим циклом алгоритмів [6].

Для України проблема прогнозування фінансових ризиків має додатковий вимір, пов'язаний із воєнною економікою, залежністю від зовнішнього фінансування, необхідністю підтримання банківської стабільності та поступовою інтеграцією фінансового регулювання до стандартів Європейського Союзу. Національний банк України у Звіті про фінансову стабільність за грудень 2025 р. наголошує, що контроль ризиків і забезпечення безперервності діяльності фінансових установ залишаються пріоритетними, а макроекономічний ризик у 2025 році залишається вищим за докризовий рівень [7]. Отже, для українських фінансових інституцій і регуляторів актуальним є не лише запозичення міжнародних моделей, а й їх адаптація до умов воєнної невизначеності, обмеженої статистичної бази та високої ролі зовнішніх шоків.

Таким чином, наукова проблема полягає у необхідності обґрунтування такої системи моделей прогнозування фінансових ризиків, яка поєднує класичну економетричну основу з сучасними цифровими, сценарними та мережевими підходами. Практичне значення цієї проблеми полягає у формуванні інструментарію для банків, небанківських фінансових установ, органів фінансового нагляду, державних органів, відповідальних за публічні фінанси, а також суб'єктів корпоративного управління, які мають ухвалювати рішення в умовах високої невизначеності.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Теоретичні засади аналізу фінансових ризиків ґрунтуються на розмежуванні ризику та невизначеності, запропонованому Ф. Найтом. Учений підкреслював, що ризик

може бути кількісно оцінений на основі ймовірнісних розподілів, тоді як невизначеність не завжди піддається точному вимірюванню [8]. Для сучасного прогнозування це розмежування має принципове значення, адже трансформоване глобальне середовище містить як вимірювані ризики, так і події, історична частота яких не дозволяє надійно оцінити ймовірність. Саме тому моделі мають поєднувати статистичну оцінку з експертним сценарним баченням.

Важливим концептуальним підґрунтям є гіпотеза фінансової нестабільності Г. Мінські, відповідно до якої періоди стабільності можуть породжувати надмірне кредитування, зростання боргового навантаження та поступовий перехід фінансових структур від обережних до спекулятивних і понці-фінансів [9]. У сучасних умовах ця ідея особливо важлива для аналізу приватного кредиту, небанківського фінансового посередництва, ринків із високою ліквідністю у звичайний період та швидким висиханням ліквідності під час стресу.

Класичний напрям прогнозування фінансової неспроможності підприємств пов'язаний із моделлю Е. Альтмана. У статті 1968 р. автор використав фінансові коефіцієнти та дискримінантний аналіз для прогнозування корпоративного банкрутства [10, с. 589-609]. Значення цього підходу полягає у тому, що він довів можливість перетворення фінансової звітності на інструмент раннього попередження. Водночас сучасне середовище вимагає обережності щодо універсального застосування таких моделей, оскільки структура активів, бізнес-моделі та джерела фінансування суттєво змінилися.

Для прогнозування ринкового ризику ключове значення мають моделі умовної волатильності. Р. Енгл запропонував ARCH-модель, яка дозволила враховувати змінність дисперсії фінансових часових рядів [11, с. 987-1007]. Т. Боллерслев розвинув цей підхід у GARCH-модель, що стала базовим інструментом оцінювання кластеризації волатильності на фінансових ринках [12, с. 307-327]. Ці моделі залишаються важливими, однак їх ефективність знижується під час різких структурних зламів, коли параметри швидко змінюються, а минула волатильність не повністю відображає майбутній режим ризику.

Окремим етапом розвитку ризик-менеджменту стало поширення підходу Value-at-Risk. Технічний документ RiskMetrics став одним із найбільш впливових інституційних джерел стандартизації ринкового ризику [13]. П. Жоріон систематизував VaR як еталонний підхід до вимірювання фінансового ризику та показав його значення для портфельного управління, банківського нагляду і внутрішнього контролю [14]. Водночас події фінансових криз продемонстрували, що VaR не може бути єдиним інструментом, оскільки за певних припущень він недооцінює хвостові ризики, ліквідність і системні взаємозв'язки.

Сучасна кількісна теорія ризику акцентує увагу на необхідності поєднання моделей розподілів, екстремальних значень, кредитного ризику, залежностей між активами та управління агрегованими портфелями. У роботі А. Макніла, Р. Фрея та П. Ембрехтса фінансо-

вий ризик розглядається як багатовимірне явище, що потребує узгодження математичних методів із реальними управлінськими рішеннями [15]. Це має особливе значення для прогнозування у трансформованому середовищі, де кореляції між активами можуть змінюватися, а захисні властивості традиційної диверсифікації послаблюватися.

Напрямок системного ризику представлений працями Т. Адріана і М. Бруннермаєра, які запропонували показник CoVaR для оцінки внеску окремої фінансової установи у ризик системи [16, с. 1705-1741]. В. Ачарія, Л. Педерсен, Т. Філіппон і М. Річардсон розвинули підходи до вимірювання системного ризику через очікуваний дефіцит капіталу в кризових умовах [17, с. 2-47]. Ф. Дібольт і К. Йилмаз запропонували підхід до оцінювання пов'язаності фінансових установ на основі декомпозиції дисперсії, що дозволяє аналізувати мережеве поширення шоків [18, с. 119-134].

Новий етап досліджень пов'язаний із машинним навчанням у кредитному скорингу та банківському ризик-менеджменті. С. Лессманн, Б. Баєсенс, Г.-В. Сію та Л. Томас провели порівняння сучасних алгоритмів класифікації для кредитного скорингу та показали, що алгоритмічні підходи можуть покращувати прогнозну якість за умови коректного налаштування і перевірки [19, с. 124-136]. Ф. Барбоза, Г. Кімура та Е. Альтман дослідили використання моделей машинного навчання для прогнозування банкрутства і підтвердили їхню конкурентоспроможність порівняно з традиційними моделями [20]. М. Лео, С. Шарма та К. Маддулеті узагальнили використання машинного навчання у банківському ризик-менеджменті й підкреслили важливість інтерпретованості, якості даних і управління модельним ризиком [21].

Інституційний вимір прогнозування ризиків розкривають документи Базельського комітету з банківського нагляду. Принципи належного стрес-тестування підкреслюють, що стрес-тести мають бути інтегровані в систему управління ризиками, планування капіталу та ухвалення управлінських рішень [22]. Реформи Basel III, завершені після глобальної фінансової кризи, спрямовані на посилення капітальної стійкості, чутливості до ризику та порівнюваності банківських нормативів [23]. Для теми цієї статті важливо, що регуляторні документи розглядають моделі не як самодостатній розрахунок, а як елемент ширшої системи управління, контролю і підзвітності.

Попри значний науковий доробок у сфері фінансового ризик-менеджменту, невирішеною залишається проблема адаптації моделей прогнозування до середовища, у якому ризики виникають одночасно на макроекономічному, ринковому, технологічному, борговому та інституційному рівнях. Більшість класичних моделей добре працює в межах визначеного типу ризику: кредитного, ринкового, ліквідного або операційного. Проте сучасна фінансова нестабільність часто формується на перетині цих ризиків, коли, наприклад, геополітичний шок одночасно впливає на ціну енергоносіїв, інфляційні очікування, вартість боргу, валютний курс і якість кредитного портфеля.

Метою статті є наукове обґрунтування підходів до побудови моделей прогнозування фінансових ризиків у трансформованому глобальному середовищі та розроблення інтегрованої архітектури їх застосування для потреб фінансової стабільності, банківського ризик-менеджменту і публічних фінансів.

Методи дослідження. Методологічну основу дослідження становлять наступні методи: системний підхід, який дозволив розглядати фінансові ризики як взаємопов'язану сукупність ринкових, кредитних, ліквідних, боргових, технологічних і геополітичних чинників; метод порівняльного аналізу для зіставлення класичних і сучасних моделей прогнозування; контент-аналіз звітів міжнародних фінансових інституцій і регуляторів; метод узагальнення для систематизації наукових підходів; структурно-функціональне моделювання для побудови інтегрованої архітектури прогнозування; табличний метод для представлення результатів дослідження.

Виклад основних результатів дослідження. Прогнозування фінансових ризиків у сучасних умовах має спиратися на розуміння того, що ризикова подія є не лише результатом випадкового відхилення окремого показника, а й наслідком взаємодії макрофінансових, інституційних і поведінкових чинників. У традиційному підході фінансовий ризик часто розглядався як величина потенційних втрат, що може бути оцінена через дисперсію доходності, ймовірність дефолту, зміну кредитного спреда або ліквідну позицію. У трансформованому глобальному середовищі цього недостатньо, оскільки ризик набуває мережевого характеру: втрати одного сектору можуть швидко передаватися через канали фінансування, застави, деривативів, очікувань, цифрових платформ і поведінкових реакцій інвесторів.

Першим етапом побудови моделі прогнозування є

визначення об'єкта ризику. Для банку це може бути кредитний портфель, портфель цінних паперів, ліквідна позиція, валютна позиція або сукупний капітал. Для небанківського фінансового посередника – інвестиційний фонд, приватний кредитний фонд, страхова компанія чи платформа цифрових фінансових послуг. Для органу публічних фінансів – державний борг, бюджетний дефіцит, гарантійні зобов'язання, ризики рефінансування та валютна структура боргу. Якщо об'єкт ризику визначено неправильно, навіть математично складна модель може давати управлінськи непридатні результати.

Другим етапом є вибір горизонту прогнозування. Короткострокові моделі орієнтовані на щоденну або тижневу волатильність, маржинальні вимоги, ліквідність і ринкові втрати. Середньострокові моделі використовуються для кредитного ризику, очікуваних збитків, капітального планування і стрес-тестування. Довгострокові моделі потрібні для боргової стійкості, стратегічного планування, кліматичних ризиків, технологічних змін і фінансової стійкості держави. Відповідно, одна й та сама модель не може однаково ефективно прогнозувати ризики в усіх горизонтах.

Третім етапом є оцінювання якості даних. У фінансовому прогнозуванні дані можуть бути ринковими, бухгалтерськими, наглядними, макроекономічними, транзакційними, текстовими або альтернативними. Для кожного типу даних існують власні обмеження: ринкові дані швидко оновлюються, але можуть бути шумними; фінансова звітність є структурованою, але має часовий лаг; наглядові дані є детальними, але часто обмежені доступом; альтернативні дані можуть підвищувати точність, але створюють етичні та правові ризики (табл. 1).

Таблиця 1

Еволюція моделей прогнозування фінансових ризиків

Група моделей	Предмет прогнозування	Переваги	Обмеження у трансформованому глобальному середовищі
Класичні коефіцієнтні та дискримінантні моделі	Фінансова неспроможність підприємств, ймовірність банкрутства, зміна фінансового стану	Простота, інтерпретованість, можливість використання даних фінансової звітності	Чутливість до галузевих відмінностей, змін бізнес-моделей і структури капіталу
ARCH/GARCH та інші моделі волатильності	Ринковий ризик, кластеризація волатильності, зміна дисперсії доходності	Добра статистична основа, придатність для часових рядів, широке застосування у ринковому ризику	Слабка адаптивність до структурних зламів і унікальних геополітичних шоків
Value-at-Risk та Expected Shortfall	Потенційні втрати портфеля за заданого рівня довіри	Стандартизація оцінки ризику, можливість порівняння портфелів і лімітів	Залежність від припущень щодо розподілу, недостатнє врахування ліквідності і системних ефектів
Стрес-тестування та сценарний аналіз	Стійкість установи або системи до екстремальних, але правдоподібних подій	Можливість врахування унікальних подій, придатність для капітального планування	Суб'єктивність сценаріїв, складність оцінки ймовірності та комбінованих шоків
Мережеві та системні моделі	Канали поширення шоків між установами, ринками і секторами	Виявлення взаємозв'язків, оцінювання системної значущості та ефекту зараження	Високі вимоги до даних, складність валідації та інтерпретації
Моделі машинного навчання	Кредитний скоринг, банкрутство, шахрайство, аномалії, ранні сигнали ризику	Гнучкість, здатність працювати з великими масивами даних і нелінійностями	Ризик переобучення, непрозорість, потреба в управлінні модельним ризиком і пояснюваності

Джерело: систематизовано авторкою на основі [10-23].

Наведена систематизація свідчить, що кожна група моделей має власну сферу доцільного застосування. Тому ключове завдання сучасного прогнозування полягає не у виборі однієї «найкращої» моделі, а у побудові модельного контуру, де різні інструменти доповнюють один одного. Для ринкових портфелів доцільним є поєднання GARCH-моделей, VaR, Expected Shortfall і стрес-сценаріїв. Для кредитного ризику – поєднання фінансових коефіцієнтів, логістичних моделей, скорингових алгоритмів, макроекономічних змінних і якісної експертизи. Для системного ризику – використання CoVaR, мережних моделей і показників пов'язаності.

Особливістю трансформованого глобального середовища є те, що джерела ризику стають дедалі менш лінійними. Наприклад, зростання державного боргу саме по собі не завжди призводить до негайної кризи,

але у поєднанні з короткостроковим профілем запозичень, підвищенням процентних ставок, послабленням довіри інвесторів і значною роллю небанківських посередників воно може швидко трансформуватися у ризик рефінансування. Аналогічно, розвиток штучного інтелекту може підвищити ефективність скорингу і моніторингу шахрайства, але одночасно створити модельний ризик, ризик концентрації технологічних поставальників та ризик однотипної поведінки алгоритмів.

У цьому контексті доцільно виокремити кілька ключових каналів трансформації глобального середовища, які мають бути враховані в моделях прогнозування фінансових ризиків. Йдеться не лише про джерела шоків, а й про механізми їх поширення, оскільки саме канали трансмісії визначають швидкість і масштаб фінансових втрат (табл. 2).

Таблиця 2

Канали трансформації глобального середовища та їх значення для прогнозування фінансових ризиків

Канал трансформації	Прояв у фінансовій системі	Типові ризики	Вимоги до моделей прогнозування
Геополітична фрагментація	Зміна потоків капіталу, санкційні обмеження, переоцінка країнового ризику	Валютний, суверенний, ринковий, операційний ризик	Сценарні моделі, стрес-тести, аналіз чутливості до політичних шоків
Високий державний борг	Зростання витрат на обслуговування, ризик рефінансування, тиск на банківські портфелі держоблігацій	Суверенний ризик, ризик процентної ставки, ризик ліквідності	Моделі боргової стійкості, макрофінансові сценарії, оцінка rollover risk
Небанківське фінансове посередництво	Перенесення кредитної та ліквідної трансформації поза банківський сектор	Ризик ліквідності, ризик важеля, системний ризик	Розширення периметра даних, мережеві індикатори, моніторинг фондів і ринків застави
Приватний кредит	Зростання непрозорого кредитування, interlinkages з банками, страховиками та фондами	Кредитний ризик, концентрація, ризик оцінки активів	Сценарії дефолтів, оцінка borrower quality, контроль даних про взаємозв'язки
Цифровізація та штучний інтелект	Автоматизація рішень, алгоритмічний трейдинг, нові канали шахрайства	Модельний, операційний, кібер- і репутаційний ризик	Explainable AI, моніторинг data drift, governance життєвого циклу моделей
Війна та макроекономічні шоки	Порушення виробництва, міграція, бюджетний тиск, зовнішня фінансова залежність	Кредитний, фінансовий, валютний, макроекономічний ризик	Адаптивні сценарії, регулярне оновлення параметрів, комбінування наглядних і макроданих

Джерело: систематизовано авторкою на основі [1-7].

У практичній площині прогнозування фінансових ризиків має починатися з побудови карти ризиків. Така карта повинна відображати не лише види ризику, а й їх джерела, канали поширення, часові горизонти, показники раннього попередження та відповідальні підрозділи. Наприклад, для кредитного ризику ранніми індикаторами можуть бути погіршення фінансових коефіцієнтів позичальника, зростання прострочення, зміна секторних цін, скорочення обороту на рахунках, зменшення податкових надходжень у певному сегменті. Для ринкового ризику – зростання волатильності, розширення спредів, падіння ліквідності, підвищення кореляцій між активами. Для ліквідного ризику – вплив коштів, подорожчання фондування, збільшення haircuts за заставою, зменшення доступу до міжбанківського ринку.

Класичні моделі волатильності залишаються корисними для короткострокового прогнозування, але мають доповнюватися механізмами розпізнавання режимів. У періоди стабільності параметри GARCH-моделей можуть бути відносно надійними, проте під час кризи поведінка ринку часто змінюється настільки швидко, що історичні оцінки перестають бути релевантними. Тому доцільним є використання regime-switching підходів, rolling estimation, адаптивних вікон, а також порівняння результатів кількох моделей. Прогноз, який не проходить перевірку на альтернативних специфікаціях, не повинен використовуватися як єдина основа для лімітів і капітального планування.

Value-at-Risk доцільно застосовувати як стандартний індикатор лімітів, однак його необхідно доповнювати Expected Shortfall, аналізом хвостових втрат і

стрес-тестами. Особливо важливо враховувати, що у період системного стресу кореляції між активами можуть зростати, а ліквідність – зникати саме тоді, коли вона найбільше потрібна. Це означає, що ризик портфеля у кризовому режимі не дорівнює простій сумі ризиків у нормальному режимі.

Кредитний ризик у трансформованому середовищі потребує багаторівневої моделі. На мікрорівні оцінюється фінансовий стан позичальника, якість забезпечення, боргове навантаження, cash flow і кредитна історія. На мезорівні аналізуються галузеві умови, концентрація контрагентів, залежність від імпорту, енергоносіїв або державних контрактів. На макрорівні враховуються ВВП, інфляція, обмінний курс, процентні ставки, фінансова політика і зовнішнє фінансування. Машинне навчання може допомогти виявляти нелінійні комбінації цих чинників, але результати мають бути пояснюваними для кредитного комітету, регулятора та внутрішнього аудиту.

Для оцінки системного ризику важливо перейти від аналізу окремої установи до аналізу взаємозв'язків. Установа з помірним індивідуальним ризиком може бути системно важливою, якщо має велику кількість фінансових зв'язків, значну роль у платіжній системі, високу залежність інших учасників від її ліквідності або значну частку у певному сегменті ринку. Тому мережеві індикатори повинні доповнювати традиційні показники капіталу і ліквідності.

$$FRI(t+h) = w1MR(t+h) + w2CR(t+h) + w3LR(t+h) + w4SR(t+h) + w5NR(t+h) + w6OR(t+h) + w7TR(t+h)$$

де:

FRI(t+h) – інтегральний індикатор фінансового ризику на горизонті прогнозування h;

MR – ринковий ризик;

CR – кредитний ризик;

LR – ризик ліквідності;

SR – суверенний або системний ризик;

NR – мережевий ризик взаємозв'язків;

OR – операційний, кібер- і модельний ризик;

TR – технологічний ризик, пов'язаний із цифровізацією та штучним інтелектом;

w1...w7 – ваги, що визначаються залежно від типу установи, структури активів, регуляторних вимог і стратегічної значущості ризику.

Джерело: розроблено авторкою.

Важливо підкреслити, що наведена формула не є універсальним готовим розрахунком. Вона відображає концептуальну логіку інтеграції різних блоків ризику в єдиний моніторинговий контур. Конкретні показники мають визначатися на основі емпіричних даних, експертної оцінки, регуляторних пріоритетів і результатів бек-тестування. Для банку з великою часткою кредитного портфеля вага CR буде вищою; для інвестиційного фонду важливішим може бути MR і LR; для органу публічних фінансів – SR і ризик рефінансування; для цифрової фінансової платформи – OR і TR.

Критичним елементом є валідація моделей. Валідація повинна охоплювати не лише статистичну точність, а й стійкість до зміни режиму, пояснюваність результатів, чутливість до якості даних, відповідність регуляторним вимогам і можливість практичного використання. Модель із високою точністю на історичній вибірці може бути небезпечною, якщо вона не пояснює

Особлива роль належить стрес-тестуванню. На відміну від статистичного прогнозу, стрес-тест не обов'язково має показувати найбільш імовірний сценарій; його завдання – перевірити стійкість до екстремальної, але правдоподібної комбінації шоків. У трансформованому середовищі стрес-сценарії мають бути багатфакторними: наприклад, одночасне погіршення зовнішнього фінансування, зростання процентних ставок, падіння експорту, девальваційний тиск, зниження ліквідності та збільшення кредитних втрат. Для України такі сценарії повинні враховувати також безпекові фактори, регіональну неоднорідність економічної активності та залежність бюджету від міжнародної підтримки.

З урахуванням наведеного доцільно запропонувати інтегровану архітектуру прогнозування фінансових ризиків. Вона має поєднувати блоки даних, моделей, сценаріїв, валідації, управлінських рішень і зворотного зв'язку. Її логіка полягає у тому, що прогноз не завершується отриманням числового результату; він має бути перевіреним, інтерпретованим, порівняним із альтернативними сценаріями та пов'язаний із конкретними управлінськими діями: зміною лімітів, резервів, капіталу, політики забезпечення, структури фондування або наглядових вимог.

Узагальнений інтегральний індикатор фінансового ризику може бути представлений у концептуальній формі як зважена сукупність окремих блоків ризику:

причин прогнозу, не виявляє зміни структури даних або стимулює надмірну довіру менеджменту до автоматичного рішення.

Управління модельним ризиком має включати інвентаризацію моделей, визначення власників моделей, незалежну перевірку, регулярне оновлення параметрів, контроль версій, документування припущень, обмеження використання і механізм ескалації у разі погіршення прогнозової якості. Особливо важливо це для моделей машинного навчання, де джерелом ризику може бути переобучення, зміщення даних, непрозорість алгоритму або залежність від зовнішнього постачальника технології.

У публічних фінансах моделі прогнозування фінансових ризиків повинні бути пов'язані з борговою та бюджетною стратегією. Оцінка боргової стійкості має враховувати не лише співвідношення боргу до ВВП, а й валютну структуру боргу, строкову структуру пога-

шень, частку плаваючих ставок, залежність від міжнародної допомоги, ризики рефінансування і потенційні умовні зобов'язання. За умов високого боргового навантаження навіть невелика зміна процентної ставки або обмінного курсу може істотно змінити профіль ризику.

Для фінансових установ практична цінність інтегрованої архітектури полягає у можливості побудови багаторівневої системи раннього попередження. На першому рівні формуються операційні сигнали: прострочення, вплив коштів, падіння ліквідності, зростання волатильності. На другому рівні здійснюється агрегування сигналів за портфелями, секторами, регіонами та контрагентами. На третьому рівні результати інтегруються у рішення комітетів з ризиків, ALCO, кредитних комітетів і стратегічного планування. На четвертому рівні проводиться зворотний зв'язок: аналізується, чи справдилися прогнози і які коригування необхідні.

Для регуляторів інтегрована модель може бути основою макропруденційного моніторингу. Вона дозволяє порівнювати ризики між установами, виявляти концентрації, оцінювати вплив макросценаріїв, визначати потребу у додаткових буферах капіталу або ліквідності, а також аналізувати небанківський сектор, який стає дедалі важливішим для фінансової стабільності. Водночас регулятор має уникати надмірної уніфікації: різні фінансові установи можуть мати різний профіль ризику, тому вимоги до моделей мають бути пропорційними.

Український контекст вимагає особливої уваги до адаптивності моделей. Під час війни історичні ряди містять структурні розриви, частина секторів функціонує в нерівномірних умовах, а фінансові результати підприємств значною мірою залежать від безпекової ситуації, логістики, енергетики та державної підтримки. Тому моделі мають регулярно переглядатися, а їх результати – доповнюватися експертною оцінкою. Це не означає відмову від кількісного аналізу; навпаки, кількісний аналіз має бути більш дисциплінованим, прозорим і чутливим до обмежень даних.

Перспективним напрямом є використання текстових і альтернативних даних: новинних потоків, звітів компаній, судових реєстрів, публічних закупівель, додаткових індикаторів, супутникових або енергетичних даних. Однак такі джерела повинні використовуватися лише за умови правомірності, етичності, захисту персональних даних і перевірки достовірності. Альтернативні дані не можуть замінити базову фінансову інформацію, але можуть підсилити систему раннього попередження, особливо там, де традиційна звітність надходить із запізненням.

Таким чином, моделі прогнозування фінансових ризиків у трансформованому глобальному середовищі повинні будуватися за принципом гібридності. Гібридність означає поєднання статистичних моделей і експертних сценаріїв, мікро- і макроданих, традиційних фінансових коефіцієнтів і мережевих індикаторів, алгоритмічної точності й управлінської пояснюваності.

Такий підхід дозволяє не лише оцінити можливі втрати, а й зрозуміти, через які канали вони можуть виникнути, як швидко поширюватимуться і які рішення можуть знизити їхній масштаб.

Висновки. У результаті дослідження встановлено, що трансформоване глобальне середовище змінює природу фінансових ризиків, роблячи їх більш взаємопов'язаними, нелінійними та чутливими до структурних зламів. Геополітичні конфлікти, високий державний борг, зростання небанківського фінансового посередництва, розвиток приватного кредиту, цифровізація фінансових послуг і застосування штучного інтелекту формують нові канали поширення фінансової нестабільності. За таких умов класичні моделі прогнозування не втрачають значення, але не можуть використовуватися ізольовано.

Обґрунтовано, що ефективне прогнозування фінансових ризиків має базуватися на поєднанні кількох груп моделей: коефіцієнтних і дискримінантних моделей фінансової неспроможності; моделей волатильності; VaR та Expected Shortfall; стрес-тестування; сценарного аналізу; мережевих моделей системного ризику; алгоритмів машинного навчання. Кожна група моделей має власні переваги й обмеження, тому головним завданням є не механічне ускладнення інструментарію, а правильне поєднання моделей відповідно до виду ризику, горизонту прогнозування, якості даних і управлінської мети.

Запропоновано інтегровану архітектуру прогнозування фінансових ризиків, яка охоплює блок даних та індикаторів, базові кількісні моделі, сценарно-стресовий блок, мережевий блок, алгоритмічний блок, валідацію і governance, а також блок управлінських дій. Така архітектура дозволяє перетворити прогноз на практичний інструмент прийняття рішень, оскільки пов'язує результати моделювання з лімітами, резервами, капіталом, ліквідністю, наглядовими заходами і стратегічним плануванням.

Доведено, що особливого значення набуває управління модельним ризиком. У сучасних умовах ризик може виникати не лише через несприятливу ринкову подію, а й через помилкову модель, некоректні дані, зміну режиму, переобучення алгоритму або відсутність пояснюваності. Тому ефективна система прогнозування повинна включати бек-тестування, незалежну валідацію, документування припущень, контроль версій, моніторинг зміщення даних і регулярне оновлення моделей.

Декларація щодо використання інструментів штучного інтелекту. В ході підготовки статті було використано інструменти генеративного штучного інтелекту (ChatGPT-4, OpenAI, 2025) для цілей пошуку та узагальнення літератури та покращення структури/логіки статті. Жоден текст, згенерований за допомогою штучного інтелекту, не використовувався без критичного редагування. Автор несе повну відповідальність за науковість, точність та цілісність контенту.

Список використаних джерел:

1. The Global Risks Report 2026. 21st ed. World Economic Forum. 2026. URL: <https://www.weforum.org/publications/global-risks-report-2026/> (дата звернення: 15.05.2026).
2. Global Financial Stability Report: Global Financial Markets Confront the War in the Middle East and Amplification Risks. International Monetary Fund. 2026. URL: <https://www.imf.org/en/publications/gfsr/issues/2026/04/14/global-financial-stability-report-april-2026> (дата звернення: 15.05.2026).
3. Fiscal Monitor: Fiscal Policy under Pressure: High Debt, Rising Risks. International Monetary Fund. 2026. URL: <https://www.imf.org/en/publications/fm/issues/2026/04/15/fiscal-monitor-april-2026> (дата звернення: 15.05.2026).
4. Global Monitoring Report on Non-Bank Financial Intermediation 2024. Financial Stability Board. 2024. URL: <https://www.fsb.org/2024/12/global-monitoring-report-on-non-bank-financial-intermediation-2024> (дата звернення: 15.05.2026).
5. Report on Vulnerabilities in Private Credit. Financial Stability Board. 2026. URL: <https://www.fsb.org/2026/05/report-on-vulnerabilities-in-private-credit/> (дата звернення: 15.05.2026).
6. Sound Practices for Responsible Adoption of Artificial Intelligence (AI): Consultation report. Financial Stability Board. 2026. URL: <https://www.fsb.org/2026/06/sound-practices-for-responsible-adoption-of-artificial-intelligence-ai-consultation-report/> (дата звернення: 15.05.2026).
7. Financial Stability Report. December 2025. National Bank of Ukraine. 2025. URL: <https://bank.gov.ua/en/stability/report> (дата звернення: 05.07.2026).
8. Knight F. H. Risk, Uncertainty and Profit. Boston: Houghton Mifflin, 1921. 381 p.
9. Minsky H. P. Stabilizing an Unstable Economy. New Haven: Yale University Press, 1986. 353 p.
10. Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance. 1968. Vol. 23, No. 4. Pp. 589-609. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
11. Engle R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. Econometrica. 1982. Vol. 50, No. 4. Pp. 987-1007. DOI: <https://doi.org/10.2307/1912773>
12. Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics. 1986. Vol. 31, No. 3. Pp. 307-327. DOI: [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
13. J.P. Morgan/Reuters. RiskMetrics - Technical Document. 4th ed. New York : J.P. Morgan, 1996. 284 p.
14. Jorion P. Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk. 3rd ed. New York : McGraw-Hill, 2007. 624 p.
15. McNeil A. J., Frey R., Embrechts P. Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools. Revised ed. Princeton : Princeton University Press, 2015. 720 p.
16. Adrian T., Brunnermeier M. K. CoVaR. American Economic Review. 2016. Vol. 106, No. 7. Pp. 1705-1741. DOI: <https://doi.org/10.1257/aer.20120555>
17. Acharya V. V., Pedersen L. H., Philippon T., Richardson M. Measuring systemic risk. The Review of Financial Studies. 2017. Vol. 30, No. 1. Pp. 2-47. DOI: <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw088>
18. Diebold F. X., Yilmaz K. On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. Journal of Econometrics. 2014. Vol. 182, No. 1. Pp. 119-134. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>
19. Lessmann S., Baesens B., Seow H.-V., Thomas L. C. Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. European Journal of Operational Research. 2015. Vol. 247, No. 1. Pp. 124-136. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030>
20. Barboza F., Kimura H., Altman E. Machine learning models and bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications. 2017. Vol. 83. Pp. 405-417. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>
21. Leo M., Sharma S., Maddulety K. Machine learning in banking risk management: A literature review. Risks. 2019. Vol. 7, No. 1. Article 29. DOI: <https://doi.org/10.3390/risks7010029>
22. Principles for sound stress testing practices and supervision. Basel Committee on Banking Supervision. 2009. URL: <https://www.bis.org/publ/bcbs155.htm> (дата звернення: 05.07.2026).
23. Basel III: Finalising post-crisis reforms. Basel Committee on Banking Supervision. 2017. URL: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.htm> (дата звернення: 15.05.2026).

References:

1. World Economic Forum. (2026). The Global Risks Report 2026 (21st ed.). World Economic Forum. <https://www.weforum.org/publications/global-risks-report-2026/>
2. International Monetary Fund. (2026). Global Financial Stability Report: Global financial markets confront the war in the Middle East and amplification risks. <https://www.imf.org/en/publications/gfsr/issues/2026/04/14/global-financial-stability-report-april-2026>
3. International Monetary Fund. (2026). Fiscal Monitor: Fiscal policy under pressure: High debt, rising risks. <https://www.imf.org/en/publications/fm/issues/2026/04/15/fiscal-monitor-april-2026>

4. Financial Stability Board. (2024). Global Monitoring Report on Non-Bank Financial Intermediation 2024. <https://www.fsb.org/2024/12/global-monitoring-report-on-non-bank-financial-intermediation-2024/>
5. Financial Stability Board. (2026). Report on vulnerabilities in private credit. <https://www.fsb.org/2026/05/report-on-vulnerabilities-in-private-credit/>
6. Financial Stability Board. (2026). Sound practices for responsible adoption of artificial intelligence (AI): Consultation report. <https://www.fsb.org/2026/06/sound-practices-for-responsible-adoption-of-artificial-intelligence-ai-consultation-report/>
7. National Bank of Ukraine. (2025). Financial Stability Report: December 2025. <https://bank.gov.ua/en/stability/report>
8. Knight, F. H. (1921). Risk, uncertainty and profit. Houghton Mifflin.
9. Minsky, H. P. (1986). Stabilizing an unstable economy. Yale University Press.
10. Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
11. Engle, R. F. (1982). Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. Econometrica, 50(4), 987-1007. <https://doi.org/10.2307/1912773>
12. Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. Journal of Econometrics, 31(3), 307-327. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90063-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90063-1)
13. J. P. Morgan/Reuters. (1996). RiskMetrics - Technical Document (4th ed.). J. P. Morgan.
14. Jorion, P. (2007). Value at risk: The new benchmark for managing financial risk (3rd ed.). McGraw-Hill.
15. McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2015). Quantitative risk management: Concepts, techniques and tools (Rev. ed.). Princeton University Press.
16. Adrian, T., & Brunnermeier, M. K. (2016). CoVaR. American Economic Review, 106(7), 1705-1741. <https://doi.org/10.1257/aer.20120555>
17. Acharya, V. V., Pedersen, L. H., Philippon, T., & Richardson, M. (2017). Measuring systemic risk. The Review of Financial Studies, 30(1), 2-47. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhw088>
18. Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. Journal of Econometrics, 182(1), 119-134. <https://doi.org/10.1016/j.jeconom.2014.04.012>
19. Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H.-V., & Thomas, L. C. (2015). Benchmarking state-of-the-art classification algorithms for credit scoring: An update of research. European Journal of Operational Research, 247(1), 124-136. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.05.030>
20. Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. Expert Systems with Applications, (83), 405-417. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>
21. Leo, M., Sharma, S., & Maddulety, K. (2019). Machine learning in banking risk management: A literature review. Risks, 7(1), 29. <https://doi.org/10.3390/risks7010029>
22. Basel Committee on Banking Supervision. (2009). Principles for sound stress testing practices and supervision. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/publ/bcbs155.htm>
23. Basel Committee on Banking Supervision. (2017). Basel III: Finalising post-crisis reforms. Bank for International Settlements. <https://www.bis.org/bcbs/publ/d424.htm>

Дата надходження статті: 21.05.2026 р.

Дата прийняття статті до друку: 11.06.2026 р.

Дата публікації (оприлюднення) статті: 20.07.2026 р.

Стаття поширюється на умовах ліцензії Creative Commons Attribution License International CC-BY.