

Kovalevska Nadiia, candidate of economic sciences, Associate professor, Associate professor of the Department of Accounting, Auditing and Taxation of the State Biotechnology University, n.kovalevska77@gmail.com.

ORCID <https://orcid.org/0000-0002-2758-5972>

Прийнято до друку 18.11.2025 р.

Оприлюднено 08.12.2025 р.

УДК 336.77:330.43:004.8

DOI: <https://doi.org/10.31359/2312-394X-2025-38-2-18>

ІНТЕГРАЦІЯ МОДЕЛЕЙ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДО ФІНАНСОВОЇ СТРАТЕГІЇ УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕНТНИМ РИЗИКОМ

В.В. Макогон, Д.С. Заболотний

У статті представлено гібридний підхід до прогнозування правостороннього VaR короткострокових процентних ставок в Україні. Ансамблева модель, що поєднує історичне моделювання, GJR-GARCH, XGBoost і LSTM, підвищує точність, стабільність та адаптивність оцінки процентного ризику. Отримані результати можуть бути використані для вдосконалення фінансового планування та ризик-менеджменту.

Ключові слова: Value at Risk, процентний ризик, гетероскедастичність, історичне моделювання, GJR-GARCH, XGBoost, LSTM, ансамблева модель, фінансова стратегія, backtesting.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN FORECASTING RIGHT-TAIL VAR FOR INTEREST RATE RISK MANAGEMENT

V. Makohon, D. Zabolotnyi

The study addresses the problem of forecasting the right-tail Value at Risk (VaR) of short-term interest rates in Ukraine during a period of heightened financial market volatility from January 3, 2020, to February 23, 2022, encompassing pre-crisis stability, the COVID-19 pandemic shock, and the initial phase of geopolitical escalation. Under conditions of financial uncertainty, the application of formalized quantitative risk assessment methods capable of capturing extreme interest rate losses and ensuring forecast stability becomes necessary. The objective of the research is to demonstrate the effectiveness of a hybrid approach to right-tail VaR estimation through the integration of classical econometric models (Historical Simulation, GJR-GARCH), machine learning algorithms (XGBoost), and long short-term memory

(LSTM) recurrent neural networks into an ensemble structure. The dataset comprised daily interest rates on loans to corporate clients, published by the National Bank of Ukraine, with preliminary processing including logarithmic transformation, stationarity verification using the augmented Dickey-Fuller test, and heteroskedasticity assessment via the ARCH-LM test. Classical VaR methods showed adequacy during stable periods but exhibited inertia during sharp volatility changes, whereas GJR-GARCH provided more precise tail-risk assessment accounting for distribution asymmetry. Machine learning models XGBoost and LSTM captured nonlinear dependencies and complex temporal patterns, enhancing forecast adaptability to structural market shifts. The ensemble, formed as a linear combination of base model forecasts with weights inversely proportional to NRMSE, achieved the lowest breach rate (0.87%), minimal residual volatility ($\sigma = 0.007$), and high consistency of forecasts with actual log-returns. The scientific novelty lies in developing an integrated methodology for forecasting right-tail VaR in the Ukrainian short-term credit market characterized by high volatility, while practical significance is reflected in its applicability for implementation in bank risk management systems and corporate finance departments for effective interest rate risk management in post-crisis and conflict-affected environments. The proposed hybrid approach minimizes forecast errors, stabilizes VaR dynamics, and provides a balance between accuracy, stability, and risk assessment adaptability.

Keywords: *Value at Risk, interest rate risk, heteroskedasticity, Historical Simulation, GJR-GARCH, XGBoost, LSTM, ensemble model, financial strategy, backtesting.*

Постановка проблеми у загальному вигляді. Банківський сектор України у 2020–2022 рр. функціонував в умовах підвищеної волатильності та нерівномірної динаміки короткострокових процентних ставок, що зумовило необхідність застосування формалізованих методів кількісної оцінки ризику фінансових потоків. Такі умови істотно ускладнюють формування фінансових стратегій як банківських установ, так і корпоративних позичальників, адже потребують точного прогнозування вартості залучення капіталу та ймовірності виникнення дефіциту ліквідності.

Одним із найбільш поширених інструментів вимірювання ринкових ризиків, зокрема процентного ризику, є *Value at Risk* (варість під ризиком, *VaR*), використання якого підкріплюється міжнародною практикою та регулятивними рекомендаціями. Особливого значення набуває аналіз правостороннього *VaR*, що відображає ймовірні граничні втрати за короткостроковими ставками та дозволяє інтегрувати їх у розробку адаптивних фінансових стратегій управління ризиками.

У дослідженні розглядається поведінка правостороннього *VaR* на основі щоденних даних щодо ставок за кредитами для юридичних осіб в Україні за період з 03.01.2020 р. по 23.02.2022 р., який охоплює

докризову фазу, період пандемії та початковий етап воєнної ескалації. Для аналізу застосовано поєднання класичних методів моделювання – історичного моделювання (*Historical Simulation, HS*), моделі авторегресійної умовної гетероскедастичності (*Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, GARCH*) та сучасних методів штучного інтелекту – моделей з довготривалою та короткочасною пам'яттю (*Long Short-Term Memory, LSTM*) та екстремального градієнтного бустування (*Extreme Gradient Boosting, XGBoost*), а також їх ансамблеву інтеграцію. Такий підхід дозволяє підвищити точність і стабільність прогнозів та виступає ключовим інструментом у формуванні фінансової стратегії управління процентним ризиком в умовах волатильного ринкового середовища.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Застосування *VaR* для оцінки процентного ризику започатковано у рекомендаціях Базельського комітету та ґрунтується на тому, що він відображає максимально можливий розмір збитків за визначений період і рівень довіри. Його оцінка для банків охоплює як базові не-стохастичні підходи (*gap-* та *duration-*аналіз), так і моделі вартісного типу, що базуються безпосередньо на *VaR* або його варіаціях; ці підходи входять до практичних настанов із управління процентним ризиком у банківському портфелі і є складовою системи стратегічного управління ризиками [1].

VaR (зокрема історичне моделювання) та метод Монте-Карло є основними підходами до обчислення ризикової вартості портфеля як для лінійних, так і для складних позицій. Аналіз літературних джерел свідчить, що вибір методу суттєво впливає на оцінку ризику й залежить від характеристик даних і портфеля [2]. Це безпосередньо визначає якість стратегічних рішень у фінансовому менеджменті, оскільки недооцінка *VaR* може призвести до хибного визначення цінової політики та ліквідності.

Разом із тим, *VaR* має низку обмежень: втрата інформації про збитки, що перевищують обраний поріг, нечутливість до глибини «хвоста» розподілу та залежність результатів від горизонту й вибору періоду оцінки. Саме через ці недоліки міжнародні стандарти поступово переходять до показників, чутливіших до граничних втрат (*Expected Shortfall, ES*) у рамках *FRTB* [3], що є важливою тенденцією для стратегічного планування капіталу в банківських і корпоративних структурах.

Емпіричні дослідження з оцінки *VaR* охоплюють застосування *GJR-GARCH* моделей для врахування асиметрії волатильності та ефекту левериджу [4], а також поєднання класичних підходів із методами

машинного навчання. Зокрема, Li et al. [6] запропонували байєсівську *LSTM*-модель для спільного прогнозування *VaR* та *Expected Shortfall*, що підвищує точність традиційних економетричних моделей; Léber та Egyed [7] запропонували гібрид *GARCH-LSTM* з урахуванням медійних індексів настроїв, що істотно покращує якість оцінки *VaR* у період надлишкової волатильності. Паралельно з цим, ансамблеві моделі на основі *XGBoost* демонструють високу ефективність при моделюванні нелінійних і високоволатильних процесів, що характерно для ринків, що формуються, подібних до українського, де фінансова стратегія потребує врахування багатофакторних ризиків.

У контексті українського фінансового ринку процентний ризик зростає під впливом волатильності ставок, невизначеності та політико-економічних шоків. Універсальність методології *VaR*, її агрегативний характер і можливість порівняння результатів національних банків із міжнародними стандартами забезпечують її поширення в практиці НБУ. Водночас у вітчизняних умовах особливого значення набувають стрес-тестування та перевірка адаптивності моделей до структурних зрушень ринку [5], що становить методологічну основу стратегічного управління процентним ризиком і планування фінансової стійкості.

Попри значний розвиток методів оцінювання *VaR*, залишається невирішеним питання практичної інтеграції класичних економетричних та сучасних машинних моделей для короткострокових процентних ставок в умовах високої волатильності українського ринку. Більшість досліджень зосереджуються на ринках капіталу або валютних ризиках, тоді як оцінка правостороннього *VaR* за ставками кредитування юридичних осіб у докризовий, пандемічний і передвоєнний періоди залишається малодослідженою. Саме ця прогалина визначає наукову новизну та прикладну спрямованість даної роботи – розроблення ансамблевої моделі на основі *HS*, *GARCH*, *XGBoost* та *LSTM* для підвищення точності прогнозування *VaR* у динамічному середовищі процентного ризику як складової фінансової стратегії управління ризиками.

Метою статті є висвітлення результатів оцінки ефективності гібридного підходу до оцінки правостороннього *VaR* для короткострокових процентних ставок в Україні та обґрунтувати його роль у формуванні фінансової стратегії управління процентним ризиком.

Виклад основного матеріалу дослідження

1. Джерела даних та часовий період аналізу

Дослідження охоплює період з 03.01.2020 р. по 23.02.2022 р., який включає три ключові фази: докризову стабільність, пандемічний

шок COVID-19 та початок геополітичної ескалації. Цей період характеризується високою волатильністю та структурними переломами на ринку короткострокових кредитних інструментів для юридичних осіб. Джерелом даних є щоденні ставки за кредитами резидентам-юридичним особам, опубліковані Національним банком України. Дані доступні з відкритих архівів НБУ, що гарантує їхню якість та релевантність для кількісного аналізу.

2. Попередня обробка та перевірка стаціонарності

Для забезпечення коректного оцінювання VaR часовий ряд процентних ставок було логарифмовано. Стаціонарність перевіряли за допомогою розширеного тесту Дікі-Фуллера (*ADF*). Нульова гіпотеза тесту передбачає наявність одиничного кореня (нестационарність), альтернатива – стаціонарність ряду. Додатково проведено аналіз автокореляційної (*ACF*) та часткової автокореляційної (*PACF*) функцій.

ADF-тест виконано для не трансформованого ряду та після логарифмічного перетворення і/або диференціювання. Критичний рівень значущості обрано 5%. Результати показали, що ряд до логарифмування демонстрував ознаки нестационарності ($p > 0,05$; *t*-статистика $>$ критичне значення), а після *log*-трансформації та першого диференціювання спостерігалася чітка стаціонарність ($p < 0,01$; *t*-статистика $<$ критичне значення).

3. Перевірка гетероскедастичності

Для оцінки наявності гетероскедастичності ряду застосовано *ARCH-LM* тест. Нульова гіпотеза передбачає відсутність *ARCH*-ефекту, а значущість визначалася за критичним *p*-значенням. Підтвердження гетероскедастичності слугує підставою для застосування *GARCH*-типу моделей, які моделюють волатильність і дозволяють точніше оцінювати VaR з урахуванням динаміки ризику.

4. Оцінка VaR класичними методами

Historical Simulation (HS) використано як класичний непараметричний метод для оцінки VaR, який базується на емпіричному розподілі спостережуваних змін ставок. Процедура включала:

- розрахунок щоденних дохідностей або логарифмічних змін ставок (*log*-замін);

- сортування ряду змін у порядку зростання та визначення VaR як відповідної квантилі (наприклад, 99-й правий квантиль для 99%-го рівня довіри);

- проведення *backtesting*, що включає підрахунок кількості перевищень у тестовому наборі та перевірку відповідності їх теоретичному рівню.

5. Моделювання волатильності: *GJR-GARCH*

Для моделювання динаміки волатильності застосовано асиметричні *GARCH*-моделі, зокрема *GJR-GARCH(1,1)*, які дозволяють враховувати леверидж-ефект – збільшення волатильності у відповідь на негативні шоки. Формально модель визначається як:

$$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \varepsilon_{t-1}^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (1)$$

де $I_{t-1} = 1$, якщо $\varepsilon_{t-1} < 0$ (негативна інновація).

Оцінювання виконано для трьох типів інновацій:

- нормальний розподіл;
- t -розподіл Стьюдента (для врахування «важких хвостів»);
- розподіл *Johnson SU* (універсальний асиметричний розподіл).

6. *Прогнозування правостороннього VaR за допомогою XGBoost*
Реалізовано *XGBoost-pegpecio* – градієнтний бустинг над деревами рішень для прогнозування правостороннього VaR. Модель включає часові лаги ($Lag_1, Lag_2, \dots, Lag_K$), індикатори структурних зрушень, зовнішні макрофактори. Параметри оптимізували за допомогою крос-валідації та валідаційного набору. Ключовими особливостями стали оцінка залишкової волатильності, моделювання *log*-замін ставок та *backtesting* на тестовій вибірці.

7. *Прогнозування VaR за допомогою LSTM*

Для виявлення довгострокових залежностей та складних часових патернів було застосовано глибоку рекурентну нейронну мережу *LSTM*. Архітектура моделі включала 2–3 шари з регуляризацією методом відсіву нейронів (*dropout*), а навчання проводилося з використанням оптимізатора Adam та функції втрат середньоквадратична помилка (*MSE, Mean Squared Error*). Швидкість навчання (*learning rate*) встановлювалася меншою за 10^{-3} с, а розмір пакету даних (*batch size*) становив 32–64 одиниці. Вхідний шар формувався на основі лагових предикторів i , за потреби, екзогенних змінних, тоді як вихідний шар генерував прогноз *VaR log*-замін на одноденний горизонт. Для підвищення стабільності моделі застосовувалися регуляризація, раннє зупинення (*early stopping*) та рухоме вікно прогнозування.

8. *Побудова ансамблевої моделі*

Ансамбль побудовано як лінійне поєднання прогнозів базових моделей (*HS, GJR-GARCH, XGBoost, LSTM*) з вагами, обраними за оберненою похибкою (*NRMSE*):

$$\begin{aligned}
 VaR_{ensemble} &= w_{HS} \cdot VaR_{HS} + w_{GARCH} \cdot VaR_{GARCH} + \\
 &+ w_{XGB} \cdot VaR_{XGB} + w_{LSTM} \cdot VaR_{LSTM}, \\
 w_j &= \frac{1/NRMSE_j}{\sum_i (1/NRMSE_i)}, \sum_j w_j = 1.
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

Ваги визначалися на тренувальному відрізку шляхом мінімізації сумарної похибки прогнозу (табл. 1).

Таблиця 1 – Структура ансамблевої моделі

Компонента	Вага	Метод підрахунку
VaR_{HS}	0,15	Інверсія середньої помилки
VaR_{GARCH}	0,25	Інверсія середньої помилки
$VaR_{XGBoost}$	0,27	Інверсія середньої помилки
VaR_{LSTM}	0,33	Інверсія середньої помилки

Примітка. *LSTM* та *XGBoost* домінують за точністю, водночас *GARCH* має вагомий внесок, що підтверджує ефективність ансамблевої оптимізації.

Джерело: результати власних розрахунків авторів у середовищі *RStudio* 2025.07 за даними <https://bank.gov.ua/>

9. Перевірка стаціонарності та наявності гетероскедастичності

ADF-тест для вихідного ряду щоденних ставок за кредитами юридичним особам (у % річних) підтвердив наявність одиничного кореня: *t*-статистика перевищувала критичне значення, а *p*-значення перевищувало 0,1. Після логарифмічного перетворення та першого диференціювання *t*-статистика є нижчою за критичне значення ($p < 0,01$), що свідчить про стаціонарність *log*-доходностей. Таким чином, саме *log*- доходності були прийняті як базова змінна для оцінювання *VaR*.

За результатами *ARCH*-тесту (*Lagrange Multiplier*), $p < 0,01$, тобто виявлено значущу гетероскедастичність навіть після диференціювання. Це підтвердило доцільність застосування *GARCH*-типу моделей для моделювання умовної волатильності.

10. Оцінка *VaR* класичним *HS*-методом

Для 99%-го рівня довіри середня частка порушень становила близько 1 %, що узгоджується з теоретичним рівнем ризику. *Backtesting* підтвердив коректне відтворення історичного розподілу, але показав інерційність моделі під час волатильних фаз (табл. 2).

Таблиця 2 – перевірка *HS*-моделі на історичних даних
 (*HS-Backtesting*)

Період	Кількість порушень	Відносна частота	Теоретичне значення
Тренування	6	0,95 %	1 %
Тестування	5	1,02 %	1 %

Джерело: результати власних розрахунків авторів у середовищі *RStudio* 2025.07 за даними <https://bank.gov.ua/>

Отже, *HS* добре описує ризик у спокійних фазах, але недостатньо реагує на структурні зрушення у волатильності.

11. Моделювання волатильності: *GJR-GARCH(1,1)*

Оцінювання моделі *GJR-GARCH(1,1)* здійснено для трьох типів інновацій (табл. 3).

Таблиця 3 – Оцінені параметри *GJR-GARCH(1,1)*

Розподіл інновацій	ω	α	β	γ	Коротка характеристика
<i>Normal</i>	0,047	0,061	0,903	0,021	Легка асиметрія, «легкі хвости»
<i>t</i> ($df = 4,5$)	0,036	0,045	0,915	0,025	Краще враховує екстремальні події, покращує <i>VaR</i> для ризику на хвостах розподілу
<i>Johnson SU</i>	0,031	0,041	0,909	0,019	Найкраща апроксимація асиметрії

Джерело: результати власних розрахунків авторів у середовищі *RStudio* 2025.07 за даними <https://bank.gov.ua/>

Моделі з *t*-розподілом та *Johnson SU* забезпечили краще відтворення «важких хвостів» і меншу частку пробоїв *VaR* у *backtesting*, порівняно з нормальним розподілом. Це підтверджує ефективність урахування лівосторонньої асиметрії процентних ставок у періоди криз.

12. Прогнозування *VaR* за допомогою *XGBoost*

Найкраща модель *XGBoost* була при глибині дерев 4, швидкістю навчання 0,08, кількістю дерев 200, часткою вибірки 0,8, часткою ознак 0,7, параметром $\gamma = 0,1$ та коефіцієнтом *L2*-регуляризації 1. Така конфігурація забезпечила оптимальний баланс між точністю прогнозу та запобіганням перенавчанню.

Точність прогнозів: *RMSE* = 0,012, *MAE* = 0,008. *Lag2* (дводенна затримка) виявилася найвагомішою ознакою, що забезпечує найбільший приріст важливості за збільшенням функції втрат. Її вилучення призводить до зростання *NRMSE* на 17–20 % у моделях

машинного навчання та на $\approx 13\%$ у *GARCH*. *Backtesting* підтвердив високу узгодженість між прогнозними та фактичними перевищеннями *VaR* (1,04%), а також низьку залишкову волатильність.

13. Прогнозування *VaR* за допомогою *LSTM*

LSTM-модель з двома шарами по 32 нейрони, з регуляризацією методом відсіву нейронів (*dropout* = 0,2) та *L2*-регуляризацією, навчалася протягом 60 епох із застосуванням раннього зупинення (*early stopping* = 10) і продемонструвала найвищу здатність адаптуватися до змін ринкового режиму. У фазах високої турбулентності (пандемічний шок, початок 2022 р.) вона суттєво зменшувала кількість хибних сигналів і згладжувала прогнозні похибки.

Переваги *LSTM*:

- уловлює складні нелінійні патерни у часових рядах;
- не потребує довгої специфікації параметрів;
- найточніше моделює ризики крайніх втрат під час криз.

Недолік – складна інтерпретація нейронних ваг та рівнів чутливості.

13. Ансамблевий підхід до оцінки *VaR*

На основі результатів базових моделей побудовано ансамбль із ваговим поєднанням прогнозів, де ваги визначалися за оберненою величиною *NRMSE* (табл. 4).

Таблиця 4 – Параметри ансамблевої моделі

Компонент	Вага	RMSE-компоненти
<i>HS</i>	0,15	0,021
<i>GJR-GARCH (t)</i>	0,25	0,014
<i>XGBoost</i>	0,27	0,012
<i>LSTM</i>	0,33	0,010

Джерело: результати власних розрахунків авторів у середовищі *RStudio* 2025.07 за даними <https://bank.gov.ua/>

Формула ансамблю:

$$VaR_{ens,t} = 0,15VaR_{HS,t} + 0,25VaR_{GARCH,t} + 0,27VaR_{XGB,t} + 0,33VaR_{LSTM,t} \quad (3)$$

Backtesting ансамблю показав:

- частку порушень – 0,87% (найнижчу серед усіх підходів);
- залишкову волатильність – $\sigma = 0,007$;
- найкраще відтворення фактичних *log*-дохідність у періоди зміни режимів (COVID-шок, передвоєнна турбулентність).

14. Динамічна узгодженість і реконструкція *log*-прогнозів

Для зіставлення прогнозів із фактичними \log -дохідність застосовано поправку Грейнджера-Ньюболда [8]:

$$\widehat{x}_{t+k} = \exp(\widehat{y}_{t+k}) \cdot \exp(\sigma_k^2/2). \quad (4)$$

Ансамблева модель демонструє найвищу відповідність амплітуді коливань \log -змін, забезпечуючи стійке наближення до реального профілю ризику на фазах режимних переходів.

Отже, отримані результати (табл. 5) свідчать, що:

- \log -заміна забезпечує коректність статистичних передумов для VaR-оцінювання;
- GJR - $GARCH$ із t -розподілом і $Johnson$ SU підвищують точність опису tail-ризиків;
- Машинне навчання ($XGBoost$, $LSTM$) покращує адаптивність до волатильності;
- Ансамбль моделей мінімізує помилку прогнозу та стабілізує динаміку VaR у кризові періоди.

Таблиця 5 – Порівняльна якісна оцінка моделей

Модель	Переваги	Обмеження
HS	Репрезентативність у стабільних фазах	Інертність під час криз
GJR - $GARCH$	Висока здатність адаптуватися до волатильності та точне моделювання ризиків крайніх втрат	Підвищена кількість хибних негативних прогнозів у періоди тривалих спадів
$XGBoost$	Гнучкість моделі, низька систематична похибка та можливість інтеграції екзогенних змінних	Чутливість до набору параметрів
$LSTM$	Найкраща реакція на структурні зрушення, стабільність у кризах	Складна інтерпретація результатів
Ансамбль	Мінімальна похибка та частка порушень, найвища стабільність	Більш складна реалізація та калібрування ваг

Джерело: результати власних розрахунків авторів у середовищі RStudio 2025.07 за даними <https://bank.gov.ua/>

Висновки

1. Визначено доцільність застосування гібридного підходу для оцінки правостороннього VaR в умовах нестабільного ринку. Проведене дослідження доводить, що поєднання традиційних (HS , GJR - $GARCH$), машинно-навчальних ($XGBoost$) і глибоких нейронних ($LSTM$) моделей забезпечує вищу гнучкість та адаптивність оцінювання

правостороннього ризику. Кожен підхід має свої переваги – аналітичність (*GARCH*), чутливість до нелінійних залежностей (*XGBoost*) та здатність до ідентифікації складних часових патернів (*LSTM*). Інтеграція цих моделей в ансамблеву структуру дозволяє зменшити недоліки кожної окремої методології та досягти кращого балансу між точністю, стабільністю та реакцією на ринкові шоки.

2. *LSTM*-модель виявилась найбільш ефективною в умовах структурної нестабільності. Модель *LSTM* продемонструвала найнижчу залишкову волатильність ($\hat{\sigma} \approx 0,0137$), високу прогностичну здатність ($R^2 \approx 0,69$) та коректну оцінку правостороннього *VaR* при збереженні низької частоти порушень (5,6%). Її переваги – нечутливість до припущень щодо розподілу залишків, виявлення латентних закономірностей та адаптивність до змін ринкових режимів – є критичними у фінансовому середовищі з високим рівнем невизначеності. Це дозволяє рекомендувати *LSTM* як ключовий компонент у багатокомпонентному прогностичному середовищі.

3. Ансамблева модель забезпечила найкращий компроміс між точністю, стабільністю та надійністю оцінок *VaR*. Запропонована інтегрована структура, в якій 3% ваги надано *LSTM*, а 27% – *XGBoost*, продемонструвала найнижчу дисперсію прогностичних оцінок *VaR* ($SD = 1,69$), статистичну узгодженість за тестами Купієца ($p = 0,133$) та Хрестофферсена ($p = 0,0938$), а також найменше середнє перевищення при пробоях ($mean\ excess \approx 3,90$). Завдяки цьому ансамбль ефективно масштабує межі ризику у відповідь на зміни волатильності, зберігаючи високу точність оцінки без зайвої консервативності.

4. Представлений підхід є практично придатним для стратегічного фінансового планування в умовах високої волатильності та дефіциту даних. Результати дослідження свідчать, що навіть у разі обмеженості історичних даних та нестабільності ринку (період до лютого 2022 р.), можливо реалізувати надійну систему оцінки правостороннього ризику відсоткових ставок. Запропоновані моделі проходять статистичні тести на достовірність прогнозів і можуть бути інтегровані в системи ризик-менеджменту банків або корпоративних фінансових департаментів. Особливо актуальним є використання ансамблевої моделі як гнучкого і надійного інструменту управління ризиками у посткризовому або воєнному фінансовому середовищі.

Список джерел інформації / References

1. Basel Committee on Banking Supervision. *Interest rate risk in the banking book (IRRBB)*. Bank for International Settlements, 2016. URL: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d368.pdf>
2. Abad P. A comprehensive review of Value at Risk methodologies. *Spanish Review of Financial Economics*. 2013. Vol. 11, No. 2. P. 39–59. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S217312681300017X>
- Abad, P. (2013). A comprehensive review of Value at Risk methodologies. *Spanish Review of Financial Economics*, 11(2), 39–59. Retrieved from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S217312681300017X>
3. Bank Policy Institute. *Why is the FRTB Expected Shortfall Calculation Designed as It Is?* 2021. URL: <https://bpi.com/why-is-the-frtb-expected-shortfall-calculation-designed-as-it-is/>
4. Glosten L.R., Jagannathan R., Runkle D. E. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*. 1993. Vol. 48, No. 5. P. 1779–1801. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x
- Glosten, L.R., Jagannathan, R., & Runkle, D.E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
5. Національний банк України. Стрес-тестування банків України: методичні засади та результати. 2023. URL: <https://journal.bank.gov.ua/uploads/articles/234-2.pdf>
- Natsionalnyi bank Ukrainy (2023). Stres-testuvannia bankiv Ukrainy: metodychni zasady ta rezultaty [National Bank of Ukraine. Stress testing of Ukrainian banks: methodological principles and results]. Retrieved from: <https://journal.bank.gov.ua/uploads/articles/234-2.pdf> [in Ukrainian].
6. Li Z., Tran M.-N., Wang C., Gerlach R., Gao J. A Bayesian Long Short-Term Memory Model for Value at Risk and Expected Shortfall Joint Forecasting. *arXiv preprint arXiv:2001.08374*. 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2001.08374>
7. Léber D., Egyed B. The Sentiment Augmented GARCH-LSTM Hybrid Model for Value-at-Risk Forecasting. *Computational Economics*. 2025. DOI: 10.1007/s10614-025-11042-8
8. Swamy P.A.V.B., von zur Muehlen P., Mehta J.S., Chang I.-L. *Spurious Regressions in Econometrics: Reconsideration*. SSRN. 2019. URL: <https://ssrn.com/abstract=3320044>.

Макогон Віталій Вікторович, доцент, канд. екон. наук, доцент кафедри фінансів, банківської справи та страхування, Державний біотехнологічний університет, v.makogon@biotechuniv.edu.ua.

Makohon Vitalii, Associate Professor, PhD in Economics, Associate Professor of the Department of Finance, Banking, and Insurance, State Biotechnological University, v.makogon@biotechuniv.edu.ua.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5967-1760>

Заболотний Денис Сергійович, здобувач ступеня PhD, Державний біотехнологічний університет, den.zabolotnyi@gmail.com.

Zabolotnyi Denys, PhD Candidate, State Biotechnological University, den.zabolotnyi@gmail.com.

ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-9621-9896>

Прийнято до друку 20.11.2025 р.

Оприлюднено 08.12.2025 р.

УДК 657.3

DOI: <https://doi.org/10.31359/2312-394X-2025-38-2-30>

ПРАКТИЧНІ АСПЕКТИ РЕГУЛЮВАННЯ ОБЛІКУ Й АУДИТУ ОРЕНДИ ВІДПОВІДНО ДО НАЦІОНАЛЬНИХ І МІЖНАРОДНИХ СТАНДАРТІВ

Н.С. Акімова, Л.М. Янчева, Т.А. Наумова

Досліджено питання організації обліку й аудиту орендних операцій в орендаря, що базується на аналізі вимог міжнародного та національного стандартів. Проаналізовано ключові відмінності між національним і міжнародним стандартами. Досліджено проблемні питання революційних змін у системі обліку оренди згідно з новим МСФЗ16 (IFRS 16). Акцентовано увагу на аудиторських процедурах, які доцільно виконати під час аудиту орендних операцій

Ключові слова: НП(С)БО, МСФЗ, оренда, договір оренди, орендне зобов'язання, актив з права користування, облік, аудит, аудиторські процедури, аудиторські докази.

PRACTICAL ASPECTS OF REGULATING ACCOUNTING AND AUDITING OF RENT IN ACCORDANCE WITH NATIONAL AND INTERNATIONAL STANDARDS

N. Akimova, L. Yancheva, T. Naumova

The article is devoted to the study of the issues of organising accounting and auditing of lease transactions by a lessee, based on the analysis of the requirements of international financial reporting standards and national accounting regulations (standards). The paper analyses the key differences between the national and international standards. The criteria applying IFRS 16 to the lease agreement are