

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДОНЕЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ВАСИЛЯ СТУСА

КОБА БОГДАН ОЛЕГОВИЧ

Допускається до захисту:

В.о. завідувача кафедри прикладної
математики та кібербезпеки,
ст. викл., д-р філософії

_____ А. В. Луценко

**МАТЕМАТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ
БІРЖОВОЇ ТОРГІВЛІ**

Спеціальність 113 Прикладна математика

Кваліфікаційна (бакалаврська) робота

Керівник:

Половенко Л.П., доцент кафедри
прикладної математики та кібербезпеки,
доцент

Оцінка: ____ / ____ / ____

Голова ЕК: _____

Вінниця – 2025

АНОТАЦІЯ

Коба Б.О. Математичне моделювання та прогнозування ризиків біржової торгівлі. Спеціальність 113 «Прикладна математика», Донецький національний університет імені Василя Стуса, Вінниця, 2025.

У кваліфікаційній роботі розглянуто математичне моделювання фінансових ризиків у біржовій торгівлі на прикладі динаміки валютної пари EUR/USD. Обґрунтовано актуальність проблеми в контексті високої волатильності фінансових ринків, зокрема ринку Forex, що вимагає застосування ефективних методів прогнозування для мінімізації потенційних збитків. Проведено порівняльний аналіз традиційних економетричних моделей (ARIMA, GARCH) та інноваційних підходів на основі штучного інтелекту з метою підвищення точності оцінки ризиків. У середовищі Jupyter Notebook за допомогою мови програмування Python реалізовано моделі прогнозування умовної дисперсії та здійснено оцінювання їх ефективності на основі логарифмічних дохідностей EUR/USD. Результати дослідження можуть бути використані для вдосконалення стратегій управління ризиками в умовах динамічного та турбулентного ринкового середовища.

Ключові слова: валютний ринок, ризик, волатильність, прогнозування, ARIMA, GARCH, штучний інтелект, Jupyter Notebook, Python.

56 с., 12 табл., 22 рис., 42 джерел.

ABSTRACT

Koba B.O. Mathematical Modeling and Forecasting of Exchange Trading Risks. Specialty 113 "Applied Mathematics", Vasyl Stus Donetsk National University, Vinnytsia, 2025.

The qualification (bachelor's) work examines the mathematical modeling of financial risks in exchange trading, using the dynamics of the EUR/USD currency pair as a case study. The relevance of the issue is substantiated in the context of the high volatility of financial markets, particularly the Forex market, which necessitates the use of effective forecasting methods to minimize potential losses. A comparative analysis of traditional econometric models (ARIMA, GARCH) and innovative approaches based on artificial intelligence is conducted to enhance the accuracy of risk assessment. Conditional variance forecasting models are implemented in the Jupyter Notebook environment with programming language Python and evaluated based on the logarithmic returns of EUR/USD. The results of the study can be used to improve risk management strategies in a dynamic and turbulent market environment.

Keywords: foreign exchange market, risk, volatility, forecasting, ARIMA, GARCH, artificial intelligence, Jupyter Notebook, Python.

56 pp., 12 tables, 22 figures, 42 source

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВИМИ РИЗИКАМИ	8
1.1 Фундаментальні теоретичні основи управління фінансовими ризиками	8
1.2 Огляд сучасних підходів до математичного моделювання та прогнозування ризиків у біржовій торгівлі	10
1.3 Специфічні особливості валютної пари EUR/USD як об'єкта прогнозування	14
РОЗДІЛ 2 ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ ТА КУРСОВОЇ ДИНАМІКИ EUR/USD НА ОСНОВІ МЕТОДОЛОГІЧНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПОРІВНЯЛЬНОГО АНАЛІЗУ ІННОВАЦІЙНИХ І ЕКОНОМЕТРИЧНИХ ПІДХОДІВ.....	17
2.1 Прогнозування фінансових ризиків та курсової динаміки EUR/USD на основі моделі Gemini 2.5 Pro	17
2.2 Економетричний підхід до прогнозування фінансових ризиків та курсової динаміки EUR/USD з використанням моделей часових рядів за допомогою мови програмування Python та Jupyter Notebook.....	30
РОЗДІЛ 3 ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ІННОВАЦІЙНОГО ТА ЕКОНОМЕТРИЧНОГО ПІДХОДІВ У ПРОГНОЗУВАННІ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ ТА КУРСОВОЇ ДИНАМІКИ EUR/USD	47
3.1 Характеристика інноваційного підходу на основі аналізу моделлю Gemini 2.5 Pro).....	47
3.2 Характеристика економетричного підходу (моделі ARIMA та GARCH у Jupyter Notebook)	48
3.3 Порівняльний аналіз ефективності підходів	50
ВИСНОВКИ	53
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	57

ВСТУП

Актуальність теми. Сучасні фінансові ринки, і зокрема глобальний ринок валютних операцій (Forex), вирізняються надзвичайно високим рівнем динамічності, що зумовлено постійним впливом численних макроекономічних, політичних та психологічних факторів, а також притаманною їм невизначеністю майбутніх цінових рухів. В таких умовах ефективне управління ризиками в біржовій торгівлі перетворюється на ключовий, фундаментальний фактор для забезпечення не лише фінансової стабільності окремих учасників ринку, але й для підтримки їхньої довгострокової прибутковості. Значна волатильність валютних курсів, яскравим прикладом якої є пара EUR/USD – одна з найбільш популярних на світових торгах, – створює унікальне середовище, де поряд із значними можливостями для отримання спекулятивного прибутку існують і суттєві, часто важкопрогнозовані ризики фінансових втрат. Саме тому розробка та практичне застосування точних, надійних математичних моделей та інноваційних методів прогнозування ризиків набуває особливої актуальності та науково-практичної значущості. Традиційні економетричні моделі, що тривалий час були основним інструментом аналізу, все частіше доповнюються, а в деяких випадках і витісняються, методами штучного інтелекту (ШІ).

Необхідність проведення всебічного порівняльного аналізу ефективності різних класів моделей, як традиційних, так і заснованих на ШІ, з метою підвищення точності та надійності прогнозів ризиків визначає актуальність даного дослідження.

Проблематиці математичного моделювання та прогнозування фінансових ризиків присвячено значну кількість фундаментальних та прикладних наукових праць як вітчизняних, так і зарубіжних дослідників, що свідчить про неослабний інтерес до цієї сфери. Основоположні аспекти прогнозування волатильності, яка є ключовою мірою ризику на фінансових ринках, були глибоко проаналізовані в оглядових роботах Сер-Хуан Пун та Клайва Гренджера [1], де систематизовано великий масив існуючих підходів. Араша Бахраммірзаї досліджуючи

можливості використання штучного інтелекту у фінансах, підкреслює, що завдяки своїй здатності до навчання на великих обсягах даних та виявлення прихованих патернів, ШІ демонструє значний потенціал для аналізу складних нелінійних залежностей та взаємозв'язків у фінансових часових рядах [3]. Широке застосування для аналізу фінансових часових рядів, що характеризуються кластеризацією волатильності та іншими стилізованими фактами, знайшли моделі класу ARCH (авторегресійна умовна гетероскедастичність) та GARCH (узагальнена авторегресійна умовна гетероскедастичність), теоретичні основи та практичне впровадження яких, детально описані в роботах нобелівського лауреата Роберта Енгла [4]. Активно розвиваються дослідження, присвячені використанню різноманітних архітектур нейронних мереж (таких як багатошарові перцептрони, рекурентні нейронні мережі, зокрема LSTM та GRU), методів машинного навчання (наприклад, машини опорних векторів, випадкові ліси) для прогнозування динаміки валютних курсів та оцінки пов'язаних ризиків. Дослідження потенціалу застосування методів машинного навчання для прогнозування курсу EUR/USD, проведені Мд. Соумон Азіз Саркар та У. А. Мд. Ехсан Алі, демонструють ефективність таких підходів [2]. Однак, незважаючи на значний обсяг накопичених знань та проведених досліджень, питання всебічної порівняльної ефективності моделей ШІ та традиційних економетричних підходів, для прогнозування ризиків конкретних, високоліквідних валютних пар, таких як EUR/USD, залишається значною мірою відкритим та дискусійним, потребуючи подальшого глибокого та неупередженого вивчення. Особливої гостроти ця проблема набуває в контексті адаптації та валідації розроблених моделей в умовах сучасного, швидкозмінного та часто турбулентного ринкового середовища, де ефективність моделі може суттєво залежати від її здатності швидко реагувати на нові інформаційні потоки та структурні зміни.

Мета роботи - побудова математичних моделей прогнозування ризиків біржової торгівлі на прикладі валютної пари EUR/USD та вибір оптимальної моделі.

Для досягнення поставленої мети було визначено наступні завдання:

- проаналізувати фундаментальні теоретичні основи управління фінансовими ризиками та здійснити огляд сучасних підходів до математичного моделювання і прогнозування ризиків у біржовій торгівлі;
- дослідити специфічні особливості валютної пари EUR/USD як об'єкта прогнозування, включаючи аналіз ключових фундаментальних та технічних факторів, що впливають на її волатильність та ціноутворення;
- протестувати методику прогнозування ризиків коливань курсу EUR/USD із використанням моделі Gemini 2.5 Pro для аналізу логарифмічних дохідностей та оцінки майбутньої волатильності;
- здійснити економетричний аналіз часових рядів дохідностей EUR/USD та побудувати моделі прогнозування умовної дисперсії (волатильності) за допомогою класичних (ARIMA) та сучасних (GARCH) підходів у середовищі Jupyter Notebook та бібліотек Python;
- здійснити всебічний порівняльний аналіз точності, робастності та загальної ефективності прогнозів ризиків, отриманих за допомогою методики із залученням моделі Gemini 2.5 Pro та економетричних моделей, реалізованих у Jupyter Notebook за допомогою бібліотек Python, використовуючи відповідні статистичні метрики;
- розробити практичні рекомендації щодо вибору та застосування досліджених моделей для ефективного прогнозування ризиків у реальній біржовій торгівлі.

Об'єкт дослідження - процес біржової торгівлі та пов'язані з ним фінансові ризики на валютному ринку з акцентом на короткострокові та середньострокові коливання.

Предмет дослідження - математичні моделі (включаючи економетричні та засновані на ШІ), методи аналізу часових рядів та інструментальні програмні засоби (зокрема, середовище Jupyter Notebook та мова програмування Python) для аналізу, моделювання та прогнозування ризиків, асоційованих зі зміною курсу валютної пари EUR/USD.

Практичне значення одержаних результатів. Результати дослідження можуть бути використані для вдосконалення існуючих та розробки нових стратегій управління ризиками при здійсненні операцій на валютному ринку Forex. Порівняльний аналіз моделей та виявлені закономірності дозволять більш обґрунтовано обирати найбільш адекватні та ефективні інструменти для прогнозування динаміки курсу EUR/USD, що, в свою чергу, може сприяти підвищенню прибутковості торгових операцій та мінімізації потенційних збитків.

Апробація результатів дослідження. Результати дослідження апробовано на III Міжнародній науково-практичній конференції «Прикладні аспекти сучасних міждисциплінарних досліджень», яка проходила 1 листопада 2024 року (доповідь на тему “Статистичне дослідження валютної пари «євро – долар» з використанням штучного інтелекту”).

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ ФІНАНСОВИМИ РИЗИКАМИ

1.1 Фундаментальні теоретичні основи управління фінансовими ризиками

Управління фінансовими ризиками (УФР) є критично важливою функцією фінансового менеджменту та невід'ємною складовою успішної діяльності будь-якого суб'єкта господарювання, що прагне стабільності та зростання в умовах сучасної економіки. Фінансовий ризик трактується як імовірність настання несприятливих фінансових наслідків у формі втрати доходів, капіталу або зниження ринкової вартості компанії в ситуації невизначеності умов здійснення фінансової діяльності. Це поняття охоплює потенційні відхилення фактичних результатів від очікуваних. У фаховій літературі наголошується на багатогранності фінансових ризиків. Їх класифікують на ризики ліквідності (нездатність своєчасно виконати платіжні зобов'язання), кредитні ризики (невиконання контрагентом своїх зобов'язань), ринкові ризики (зміни ринкових цін, курсів валют, відсоткових ставок) та операційні ризики (втрати через недосконалість внутрішніх процесів, систем, людського фактору або зовнішніх подій). Ризик є комбінацією небезпеки та можливості, тому управління ним не завжди означає повне уникнення, а радше оптимізацію.

Класифікація фінансових ризиків дозволяє систематизувати їх для подальшого аналізу, оцінки та вибору адекватних методів управління. Традиційно виділяють систематичні, або ринкові, та несистематичні, також відомі як специфічні або ідіосинкратичні, ризики. Систематичні ризики зумовлені загальноекономічними та політичними факторами, такими як інфляція, дефляція, зміна відсоткових ставок центральними банками, валютні коливання, політична нестабільність та зміни в законодавстві. Вони впливають на всі фінансові інструменти та всіх учасників ринку в тій чи іншій мірі, і їх неможливо усунути шляхом диверсифікації портфеля в межах одного ринку.

Прикладами можуть слугувати глобальна фінансова криза або раптова зміна цін на енергоносії. Натомість несистематичні ризики пов'язані з діяльністю конкретного емітента, галузі або специфікою окремого фінансового інструменту. Це можуть бути ризики, пов'язані з управлінською командою, технологічними збоями, страйками чи зміною споживчих переваг щодо продукції компанії. Такі ризики можна значно зменшити шляхом диверсифікації інвестиційного портфеля. Окрім цієї базової класифікації, ризики можна поділяти за джерелом виникнення на зовнішні та внутрішні, за можливістю страхування – на страховані та нестраховані, за часовим горизонтом – на короткострокові та довгострокові, а також за сферою прояву – на валютні, відсоткові, інфляційні, податкові тощо.

Фундаментальні основи управління фінансовими ризиками базуються на послідовному та циклічному процесі. Першим етапом є ідентифікація ризиків, що передбачає виявлення всіх потенційних ризиків, з якими може зіткнутися організація. Для цього використовуються такі методи, як аналіз фінансової звітності, SWOT-аналіз, мозковий штурм, експертні оцінки, аналіз історичних даних про збитки, побудова карт ризиків та використання контрольних списків. Наступним кроком є оцінка (аналіз) ризиків, яка полягає у визначенні ймовірності виникнення кожного ідентифікованого ризику та потенційного розміру збитків. Оцінка може бути якісною, тобто ранжування ризиків за ступенем важливості, або кількісною, що передбачає використання статистичних методів, таких як аналіз чутливості, сценарний аналіз, імітаційне моделювання Монте-Карло та VaR (Value at Risk – вартість під ризиком, що є статистичною мірою, яка оцінює максимальний потенційний збиток, який може зазнати портфель протягом певного періоду часу з заданою ймовірністю).

Після оцінки здійснюється вибір методів управління ризиками, де приймається рішення щодо стратегії реагування на ризик. Основні стратегії включають уникнення ризику, тобто відмову від діяльності або проектів, що генерують неприйнятно високий ризик. Іншою стратегією є зниження або мінімізація ризику шляхом впровадження заходів для зменшення ймовірності його виникнення або потенційних наслідків, наприклад, через диверсифікацію,

встановлення лімітів чи покращення внутрішнього контролю. Також можлива передача або трансфер ризику на третю сторону, наприклад, через страхування, хеджування фінансовими інструментами (ф'ючерси, опціони, свопи) або аутсорсинг. Нарешті, існує стратегія прийняття ризику, що означає свідоме прийняття ризику та його наслідків, часто через створення резервів або фондів для покриття потенційних збитків. Ця стратегія доцільна для ризиків з низькою ймовірністю та незначними наслідками, або коли вартість управління ризиком перевищує потенційні збитки. Завершальним етапом процесу є моніторинг та контроль ризиків. Це передбачає постійне відстеження рівня ризиків, ефективності впроваджених заходів управління та своєчасне коригування стратегій у відповідь на зміни у внутрішньому та зовнішньому середовищі. Цей етап включає регулярний перегляд карти ризиків, аналіз ключових індикаторів ризику (KRIs) та звітування перед керівництвом.

Важливим аспектом в сфері управління фінансовими ризиками є визначення ризик-апетиту організації – рівня та типу ризику, який вона готова прийняти для досягнення своїх стратегічних цілей. Це допомагає встановити оптимальне співвідношення "ризик-дохідність", що є ключовим завданням фінансового менеджменту.

1.2 Огляд сучасних підходів до математичного моделювання та прогнозування ризиків у біржовій торгівлі

Біржова торгівля нерозривно пов'язана з високим рівнем невизначеності та значними фінансовими ризиками. Це зумовлює нагальну необхідність застосування складних математичних, статистичних та економетричних інструментів для їх адекватного моделювання, кількісної оцінки та прогнозування. Математичне моделювання в цьому контексті є процесом створення абстрактних математичних структур, які відображають ключові характеристики реальних фінансових процесів, дозволяючи аналізувати їх поведінку, прогнозувати майбутні значення та оцінювати ризики. Основна мета

полягає у перетворенні складних ринкових явищ у кількісні співвідношення, що піддаються аналізу.

Одним із найпоширеніших та визнаних у світовій практиці методів кількісної оцінки ринкового ризику є методологія Value-at-Risk (VaR). Цей показник дозволяє оцінити максимальні потенційні збитки за певним портфелем активів протягом визначеного періоду часу (наприклад, 1 день, 10 днів) із заданим рівнем довірчої ймовірності (наприклад, 95% або 99%). Математично VaR визначається як квантиль розподілу збитків портфеля. Наприклад, VaR_{α} на рівні довіри α – це значення, таке що ймовірність збитків, що перевищують його, становить $1-\alpha$. Існують три основні підходи до розрахунку VaR: історичний, що базується на аналізі минулих коливань цін; параметричний, який використовує статистичні параметри, такі як середнє значення та стандартне відхилення, часто припускаючи нормальний розподіл дохідностей; та метод Монте-Карло, що генерує велику кількість можливих сценаріїв зміни цін шляхом симуляції стохастичних процесів. Незважаючи на свою популярність та відносну простоту інтерпретації, зазначена методологія має суттєві недоліки. По-перше, вона не надає інформації про розмір збитків, що можуть перевищити розрахований рівень, так звані "хвостові ризики". По-друге, VaR не є когерентною мірою ризику; зокрема, вона не завжди задовольняє властивість субадитивності, що означає, що загальний ризик портфеля може бути більшим за суму ризиків його окремих складових. По-третє, цей показник може бути проциклічним, тим самим посилюючи ринкову нестабільність.

Для подолання обмежень VaR були розроблені альтернативні та доповнюючі показники, такі як Expected Shortfall (ES), також відомий як Conditional VaR (CVaR) або Average Value at Risk (AVaR). ES розраховується як середньоочікуваний збиток за умови, що він перевищує рівень VaR. Математично ES – це умовне математичне сподівання збитків, що перевищують VaR_{α} . ES вважається більш консервативною та інформативною мірою ризику, оскільки враховує величину "хвостових" збитків і є когерентною мірою ризику.

Для прогнозування волатильності, яка є ключовим індикатором ризику та невизначеності на фінансових ринках, широко використовуються моделі сімейства ARCH/GARCH. Моделі авторегресійної умовної гетероскедастичності (ARCH), вперше запропоновані Робертом Енглем, дозволяють моделювати умовну дисперсію (волатильність) фінансового часового ряду як функцію від минулих значень квадратів залишків. Узагальнені моделі ARCH, або GARCH (Generalized ARCH), розроблені Тімом Боллерслемом, додатково включають залежність поточної умовної дисперсії від її власних минулих значень, що дозволяє краще описувати довготривалу пам'ять у процесах волатильності. Ці моделі ефективно враховують такі стилізовані факти фінансових часових рядів, як кластеризація волатильності (періоди високої волатильності змінюються періодами низької волатильності) та лептокуртичний розподіл дохідностей (товсті хвости). Перевагою цих моделей є їх здатність адаптуватися до змін у ринкових умовах, проте вони вимагають значного обсягу якісних даних, можуть бути складними в ідентифікації порядку моделі та оцінці параметрів, а також припускають певну структуру процесу генерації даних.

Окрім моделей волатильності, важливе місце у математичному моделюванні фінансових ризиків посідають стохастичні процеси. Зокрема, для моделювання динаміки цін фінансових активів часто використовується геометричний броунівський рух (Geometric Brownian Motion, GBM), що описується диференціальним рівнянням:

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

де S_t – ціна активу в момент часу t , μ – очікувана дохідність, σ – волатильність, а dW_t – приріст Вінерівського процесу. Ця модель є основою для ціноутворення опціонів (модель Блека-Шоулза) та симуляції майбутніх цінових шляхів. Однак, GBM не враховує "стрибків" цін (jump-diffusion models) та ефекту важеля (leverage effect), що є характерними для реальних ринків.

Для моделювання залежностей між різними фінансовими активами в портфелі з метою агрегування ризиків, використовуються копули (Copulas). Копула – це функція, яка поєднує одновимірні граничні розподіли випадкових

величин для формування їх багатовимірного розподілу. Це дозволяє моделювати складні нелінійні кореляції між активами, що особливо важливо в умовах ринкових криз, коли традиційні лінійні кореляції можуть бути неефективними.

Також застосовуються моделі оптимізації портфеля, такі як Марковіц-модель (Markowitz Portfolio Theory), яка дозволяє інвесторам обирати оптимальні портфелі на основі компромісу між очікуваною дохідністю та ризиком.

В останні роки все більшої популярності для прогнозування ризиків, цін фінансових активів та розробки торгових стратегій набувають методи машинного навчання (Machine Learning, ML) та штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI). Такі алгоритми, як нейронні мережі (зокрема, рекурентні нейронні мережі типу LSTM, що добре підходять для аналізу часових послідовностей), машини опорних векторів (Support Vector Machines, SVM), випадкові ліси (Random Forests), градієнтний бустинг (Gradient Boosting Machines) та методи глибокого навчання (Deep Learning), демонструють значний потенціал у виявленні складних нелінійних залежностей та патернів у фінансових даних, які важко ідентифікувати традиційними економетричними методами. Перевагою ML-підходів є їх гнучкість, здатність обробляти великі масиви неструктурованих даних (Big Data) та потенційно вища точність прогнозування. Однак, вони часто розглядаються як "чорні скриньки", що ускладнює інтерпретацію отриманих результатів та розуміння факторів, що вплинули на прогноз, а у фінансовій сфері важлива прозорість та пояснюваність моделей. Також ML-моделі схильні до перенавчання (overfitting), коли модель добре описує навчальну вибірку, але показує низьку прогнозну здатність на нових, не бачених раніше даних. Існують проблеми з нестационарністю фінансових рядів та ризиком "підгонки під дані". Незважаючи на потужність математичних моделей, вони базуються на певних припущеннях (наприклад, про розподіл дохідностей, стаціонарність), які можуть не завжди відповідати реальності. Це призводить до так званого "модельного ризику" – ризику збитків через використання неадекватної або неправильно застосованої моделі. Важливими інструментами, що доповнюють статистичні моделі, залишаються стрес-тестування та сценарний аналіз. Вони дозволяють

оцінити стійкість фінансових інститутів, портфелів або фінансових систем загалом до екстремальних, але правдоподібних несприятливих подій, наприклад, різкого падіння ринку, дефолту великого контрагента чи значних геополітичних потрясінь.

1.3 Специфічні особливості валютної пари EUR/USD як об'єкта прогнозування

Валютна пара євро/долар США (EUR/USD) посідає центральне місце на світовому валютному ринку Forex, є найбільш торговою та ліквідною валютною парою, на яку, за даними Банку Міжнародних Розрахунків (BIS) за 2022 рік, припадало близько 22.7% середньоденного обороту світового валютного ринку [10]. Ця популярність зумовлена тим, що євро та долар США є двома провідними світовими резервними валютами, а економіки Єврозони та Сполучених Штатів є одними з найбільших у світі. Висока ліквідність забезпечує вузькі спреди та можливість здійснювати операції з великими обсягами практично цілодобово. Однак, саме ці характеристики, разом із чутливістю до широкого спектру факторів, роблять EUR/USD складним об'єктом для аналізу і прогнозування. Її ціноутворення та волатильність визначаються комплексною взаємодією фундаментальних, технічних та сентиментальних факторів.

Фундаментальні фактори відіграють ключову роль у довгостроковому та середньостроковому формуванні трендів курсу EUR/USD. Найважливішим драйвером є монетарна політика Європейського Центрального Банку (ЄЦБ) та Федеральної Резервної Системи (ФРС) США. Рішення щодо базових відсоткових ставок, операції на відкритому ринку, програми кількісного пом'якшення (QE) або посилення (QT), а також вербальні інтервенції (forward guidance) та заяви представників центральних банків (прес-конференції, виступи) мають прямий та часто негайний вплив на відносну вартість євро та долара. Дивергенція у монетарних політиках ЄЦБ та ФРС є потужним каталізатором курсових рухів і зміни в очікуваних диференціалах відсоткових ставок суттєво впливають на курс.

Іншим важливим фундаментальним фактором є макроекономічні показники. Регулярна публікація ключових макроекономічних індикаторів Єврозони (та окремих її країн, особливо Німеччини та Франції) та США викликає значні коливання курсу. До найважливіших показників належать: темпи зростання ВВП, рівень інфляції (індекс споживчих цін, індекс цін виробників), дані ринку праці (рівень безробіття, кількість новостворених робочих місць), обсяги промислового виробництва, роздрібних продажів, торговельний баланс, індекси ділової активності (PMI в секторі виробництва та послуг, індекс ділового клімату IFO в Німеччині, індекс споживчої довіри Conference Board у США). Неочікувані значення цих показників спричиняють найсильнішу реакцію ринку, і публікація таких даних, як Non-Farm Payrolls у США, може викликати значні короткострокові коливання курсу EUR/USD.

Геополітичні події та політична стабільність також суттєво впливають на курс EUR/USD. Вибори, референдуми, політичні кризи, міжнародні конфлікти, торговельні війни та інші значущі політичні події як в Єврозоні, так і в США, можуть впливати на настрої інвесторів і потоки капіталу. Політична нестабільність регіону зазвичай негативно позначається на його валюті. Крім того, потоки капіталу та настрої ринку (Risk Sentiment), що відображають інвестиційну привабливість економік Єврозони та США, диференціали відсоткових ставок, а також загальні настрої глобальних інвесторів, впливають на попит і пропозицію валют. У періоди глобальної невизначеності долар США часто розглядається як "валюта-притулок", що приводить до його зміцнення. Фіскальна політика та державний борг країн Єврозони і США, також можуть впливати на довіру до їх валют у довгостроковій перспективі.

Технічні фактори базуються на аналізі історичних даних про ціни та обсяги торгів з метою виявлення статистичних закономірностей, трендів та патернів, які можуть повторюватися в майбутньому. Для пари EUR/USD трейдери та аналітики активно використовують широкий арсенал інструментів технічного аналізу, включаючи ідентифікацію трендових ліній, каналів та рівнів підтримки/опору, що допомагає визначити напрямок основного руху ціни та

ключові цінові рівні. Також аналізуються графічні моделі (патерни), такі як "голова та плечі" або "трикутники", які можуть сигналізувати про можливі зміни в динаміці курсу.

Широко застосовуються різноманітні технічні індикатори та осцилятори. Ковзні середні (Moving Averages - MA) використовуються для згладжування цінових коливань та визначення тренду. Індекс відносної сили (Relative Strength Index - RSI) допомагає визначити стани перекупленості або перепроданості активу. MACD (Moving Average Convergence Divergence) показує співвідношення між двома експоненційними ковзними середніми та використовується для визначення сили та напрямку тренду. Стохастичний осцилятор порівнює ціну закриття з її діапазоном за певний період. Смуги Боллінджера є індикатором волатильності, а аналіз індикаторів обсягу може підтвердити силу тренду. Деякі трейдери також використовують хвильову теорію Елліотта та рівні Фібоначчі.

Волатильність пари EUR/USD є важливою характеристикою, що відображає ступінь мінливості її курсу. Вона залежить від часу доби (найбільша активність спостерігається під час європейської та американської торгових сесій, зокрема, з 15:00 до 19:00 за київським часом, коли обсяги торгів максимальні), виходу важливих економічних новин та звітів, заяв політиків та представників центральних банків, а також від загальної ринкової кон'юнктури та настроїв інвесторів. Аналіз волатильності, наприклад, за допомогою індикатора ATR (Average True Range) або на основі моделей GARCH, є критично важливим для управління ризиками, визначення розміру позицій та встановлення стоп-лосс ордерів при торгівлі цією парою. Специфіка EUR/USD полягає також у її високій чутливості до новинних потоків ("news-driven"), що вимагає від трейдерів та аналітиків постійного моніторингу інформаційного простору та здатності швидко реагувати на нову інформацію. Крім того, як найпопулярніша пара, вона часто стає об'єктом спекулятивних атак та алгоритмічної торгівлі, що може призводити до короткострокових сплесків волатильності.

РОЗДІЛ 2

ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ ТА КУРСОВОЇ ДИНАМІКИ EUR/USD НА ОСНОВІ МЕТОДОЛОГІЧНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПОРІВНЯЛЬНОГО АНАЛІЗУ ІННОВАЦІЙНИХ І ЕКОНОМЕТРИЧНИХ ПІДХОДІВ

2.1 Прогнозування фінансових ризиків та курсової динаміки EUR/USD на основі моделі Gemini 2.5 Pro

Дане дослідження проведемо на основі моделі Gemini 2.5 Pro , що дозволить проаналізувати історичну динаміку та волатильність валютного курсу євро до долара США (EUR/USD) за тривалий період – з 4 січня 1999 року по 15 травня 2025 року. Метою аналізу є виявлення ключових статистичних властивостей часового ряду, характеристик його волатильності та оцінка пов'язаних ризиків.

Для аналізу використано щоденні дані обмінного курсу. Основним інструментом дослідження змін курсу та його статистичних властивостей є логарифмічні дохідності. Серед переваг для фінансового аналізу можна виділити: адитивність у часі: дохідність за кілька періодів є сумою дохідностей за кожен окремий період; наближення до відсоткових змін: для малих змін курсу логарифмічна дохідність приблизно дорівнює відсотковій зміні; статистичні властивості: ряди логарифмічних дохідностей фінансових активів часто виявляють властивості, ближчі до стаціонарності, порівняно з рядами самих цін.

Аналіз включає візуалізацію даних, розрахунок описових статистик, проведення формальних статистичних тестів, аналіз автокореляційної структури та оцінку ризиків.

Початковий етап аналізу включає візуалізацію часових рядів для отримання загального уявлення про їхню поведінку (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Динаміка обмінного курсу EUR/USD (1999-2025)

Аналіз графіка динаміки обмінного курсу EUR/USD (1999-2025)” дозволяє ідентифікувати довгострокові тенденції та значні коливання курсу EUR/USD протягом досліджуваного періоду. Чітко простежуються періоди зміцнення та ослаблення євро відносно долара США. Наприклад, можна відзначити зростання курсу EUR/USD до 2008 року, значні коливання під час глобальної фінансової кризи, період зміцнення долара в середині 2010-х років та подальші коливання.

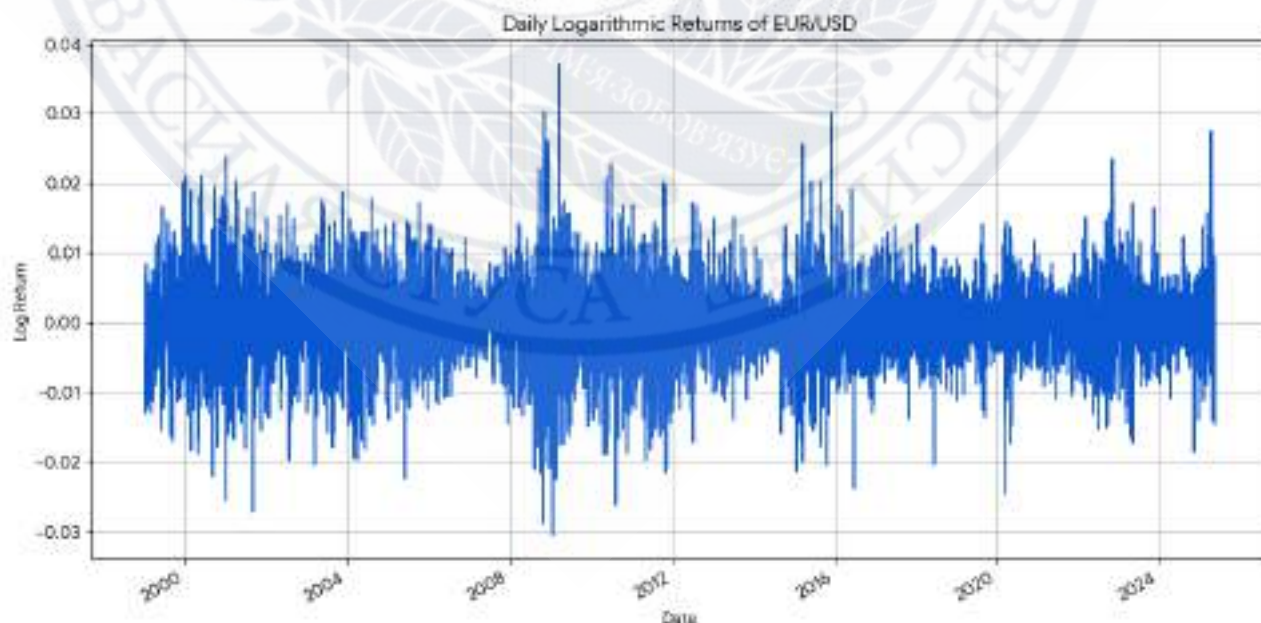


Рисунок 2.2 – Динаміка денних логарифмічних дохідностей EUR/USD

Загальна картина свідчить про нестационарність ряду самих обмінних курсів, тобто його статистичні властивості (як-от середнє значення) змінюються з часом.

На відміну від ряду курсів, графік логарифмічних дохідностей (рис. 2.2) демонструє коливання навколо нульового рівня. Це візуально підтверджує припущення, що ряд дохідностей може бути стаціонарним. Найбільш яскравою та важливою характеристикою, що спостерігається на цьому графіку, є кластеризація волатильності. Це явище полягає в тому, що періоди великих за абсолютною величиною змін дохідностей (висока волатильність) мають тенденцію групуватися разом, чергуючись з періодами відносно малих змін (низька волатильність). Наприклад, сплески волатильності чітко видно в періоди фінансових криз (2008-2009 рр.), європейської боргової кризи (2010-2012 рр.), на початку пандемії COVID-19 (2020 р.).

Для кількісної характеристики розподілу денних логарифмічних дохідностей розраховано низку описових статистик на основі 7240 спостережень (табл. 2.1).

Таблиця 2.1. Результати описової статистики логарифмічних дохідностей

Статистичний показник	Значення	Інтерпретація
Кількість спостережень	7240	Загальна кількість торгових днів у вибірці після розрахунку дохідностей.
Середнє значення (Mean)	-0.000008	Дуже близьке до нуля, що свідчить про відсутність систематичного середньоденного зростання або падіння курсу за досліджуваний період.
Стандартне відхилення (Std)	0.005762	Міра розсіювання дохідностей навколо середнього; характеризує середньоденну волатильність (ризик), що становить приблизно 0.576%.
Мінімальне значення (Min)	-0.030565	Найбільше зафіксоване денне падіння курсу (приблизно -3.06%).
25-й процентиль (Q1)	0.003073	25% денних дохідностей були меншими або рівними цьому значенню.
Медіана (50-й процентиль)	0.000000	Типове денне значення; 50% дохідностей були меншими або рівними нулю, а 50% – більшими або рівними.
75-й процентиль (Q3)	0.003031	75% денних дохідностей були меншими або рівними цьому значенню.

Максимальне значення (Max)	0.037254	Найбільше зафіксоване денне зростання курсу (приблизно +3.73%).
Асиметрія (Skewness)	0.0207	Значення близьке до нуля вказує на те, що розподіл дохідностей є практично симетричним відносно середнього значення.
Експес (Excess Kurtosis)	2.2716	Позитивне значення експесу свідчить про лептокуртичний розподіл. Це означає, що розподіл має вищий та гостріший пік біля середнього і "важчі" (товстіші) хвости порівняно з нормальним розподілом. "Важкі хвости" вказують на те, що екстремальні значення (дуже великі прибутки або збитки) трапляються частіше, ніж це передбачав би нормальний закон розподілу.

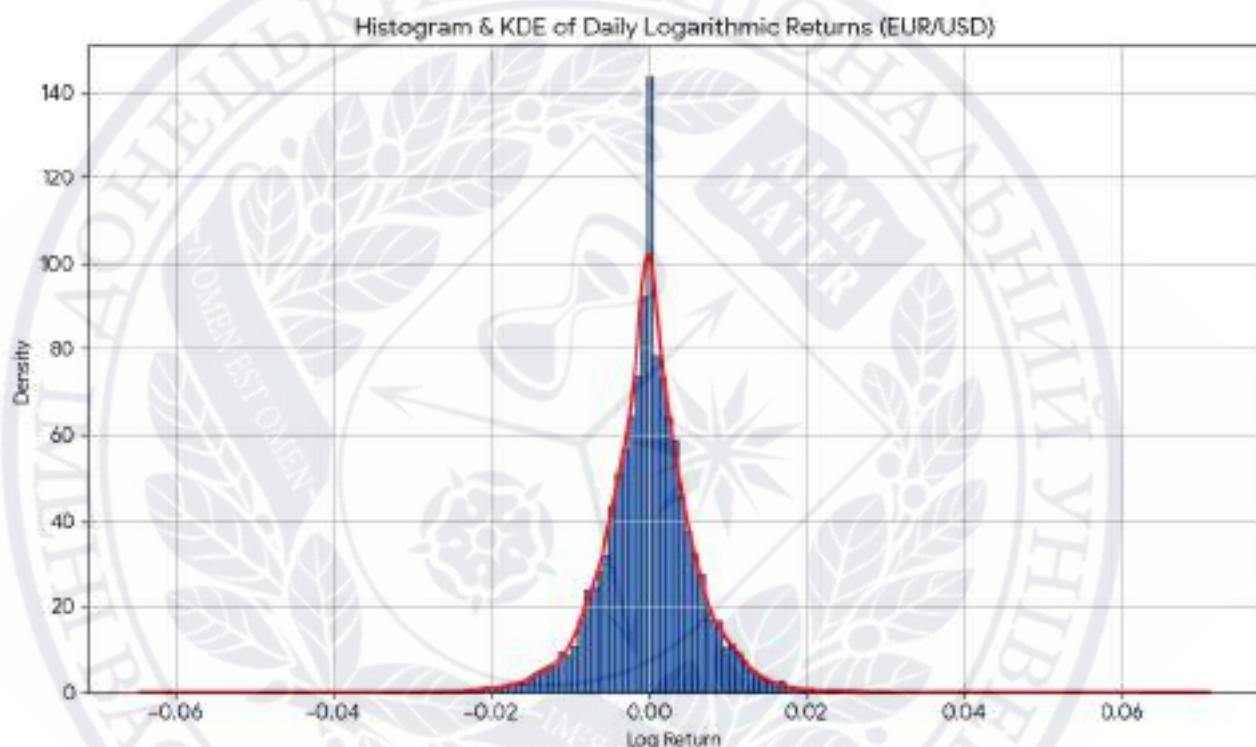


Рисунок 2.3 – Гістограма та оцінка щільності ядра (KDE) денних логарифмічних дохідностей EUR/USD

Гістограма візуалізує частотний розподіл денних логарифмічних дохідностей. Вона показує, що більшість значень концентрується навколо нуля. Червона лінія, що представляє оцінку щільності ядра (KDE), згладжує гістограму та чітко демонструє гострий пік та важкі хвости, характерні для лептокуртичного розподілу, що підтверджує висновок про позитивний експес.

Для більш строгої оцінки властивостей ряду логарифмічних дохідностей були проведені формальні статистичні тести.

Тест Харке-Бера перевіряє нульову гіпотезу про те, що дані походять з нормально розподіленої сукупності, на основі значень асиметрії та ексцесу.

Таблиця 2.2. Результати Тесту Харке-Бера

Тест	Статистика тесту	р-значення	Нульова гіпотеза (H_0)	Висновок (при рівні значущості $\alpha=0.05$)
Тест Харке-Бера	1553.90	0.0	Дані є нормально розподіленими	H_0 відхиляється. Розподіл не є нормальним.

Інтерпретація: Дуже мале р-значення (практично нуль) (табл. 2.1) свідчить про те, що ми маємо надзвичайно сильні докази проти нульової гіпотези. Таким чином, розподіл денних логарифмічних дохідностей EUR/USD статистично значуще відрізняється від нормального. Цей результат узгоджується з високим значенням ексцесу, виявленим раніше, і є важливим для вибору адекватних моделей оцінки ризиків, оскільки багато стандартних моделей базуються на припущенні нормальності.

Стаціонарність часового ряду означає, що його статистичні властивості (середнє, дисперсія, автокореляція) не змінюються з часом. Тест ADF перевіряє нульову гіпотезу про наявність одиничного кореня (тобто нестационарність).

Таблиця 2.3. Результати розширеного тест Дікі-Фуллера

Тест (для ряду Log_Returns)	Статистика ADF	р-значення	Критичні значення ADF (1%, 5%, 10%)	Нульова гіпотеза (H_0)	Висновок (при $\alpha=0.05$)
Розширений тест Дікі-Фуллера	-87.29	0.0	-3.431, -2.862, -2.567	Ряд має одиничний корінь (є нестационарним)	H_0 відхиляється. Ряд логарифмічних дохідностей є стаціонарним.

Інтерпретація: Розраховане значення статистики ADF (-87.29) (табл. 2.2) є значно меншим (більш негативним) за критичні значення на всіх стандартних

рівнях значущості. Відповідне р-значення близьке до нуля. Це надає сильні докази для відхилення нульової гіпотези. Отже, ряд денних логарифмічних дохідностей EUR/USD є стаціонарним. Стаціонарність є важливою передумовою для багатьох методів аналізу та моделювання часових рядів.

Проаналізуємо автокореляційну структуру (структуру залежностей). Автокореляційний аналіз допомагає виявити наявність та характер залежностей між поточними та минулими значеннями часового ряду.

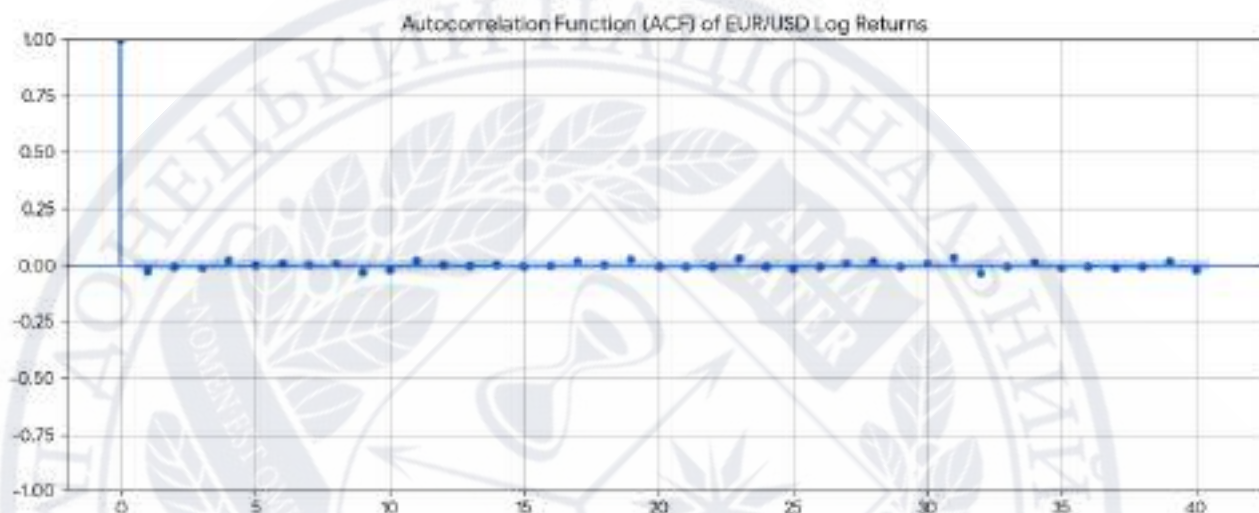


Рисунок 2.4 – Автокореляційна функція (ACF) логарифмічних дохідностей EUR/USD

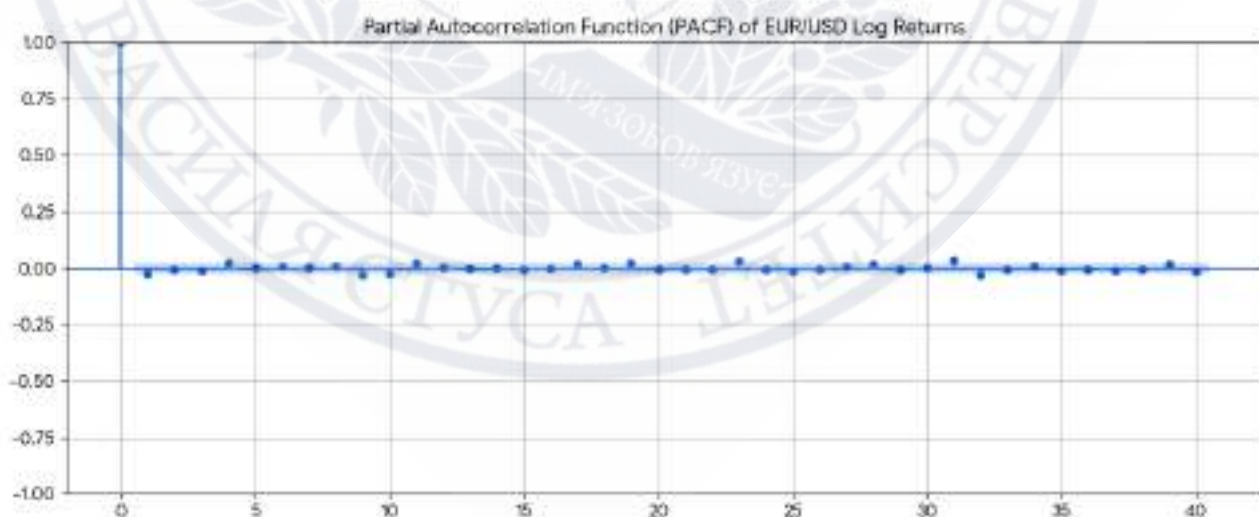


Рисунок 2.5 – Часткова автокореляційна функція (PACF) логарифмічних дохідностей EUR/USD

Аналіз ACF та PACF (рис. 2.4 і рис. 2.5) для самих логарифмічних дохідностей зазвичай показує, що більшість автокореляцій є статистично незначущими або швидко згасають до нуля після кількох перших лагів. Невеликі значущі автокореляції на дуже коротких лагах (наприклад, лаг 1) можуть іноді спостерігатися і пояснюватися мікроструктурними ефектами ринку. Загалом, для ефективних ринків не очікується сильної лінійної автокореляції в дохідностях, що ускладнювало б їх прогнозування на основі лише минулих значень. Оскільки волатильність пов'язана з величиною (а не знаком) змін, для аналізу її динаміки часто розглядають квадрати або модулі логарифмічних дохідностей.

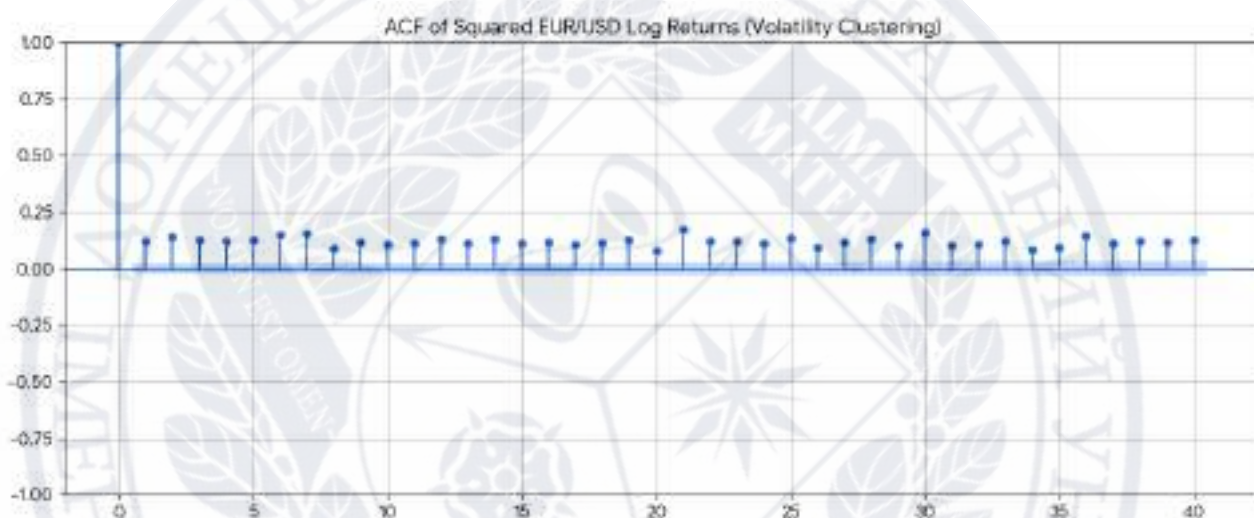


Рисунок 2.6 – ACF квадратів логарифмічних дохідностей EUR/USD



Рисунок 2.7 – PACF квадратів логарифмічних дохідностей EUR/USD

Графіки, представлені на рис. 2.6 і рис. 2.7, є надзвичайно важливими. На відміну від ACF/PACF для самих дохідностей, автокореляції для квадратів логарифмічних дохідностей є статистично значущими для багатьох лагів і згасають повільно. Це є сильним емпіричним свідченням наявності умовної гетероскедастичності, тобто змінної в часі волатильності. Повільне згасання автокореляцій вказує на довготривалу пам'ять у процесі волатильності. Цей ефект є проявом кластеризації волатильності, яку ми спостерігали раніше: періоди високої волатильності (великі квадрати дохідностей) мають тенденцію слідувати за періодами високої волатильності, а періоди низької волатильності – за періодами низької волатильності. Такі залежності є характерною рисою фінансових часових рядів і вказують на необхідність використання моделей, що враховують динаміку волатильності, таких як ARCH/GARCH.

Здійснимо аналіз та оцінку волатильності. Волатильність є ключовим показником ризику та мінливості на фінансових ринках. Історична волатильність розраховується як стандартне відхилення логарифмічних дохідностей за весь досліджуваний період.

Таблиця 2.4. Результати розширеного тест Дікі-Фуллера

Тип волатильності	Розрахункове значення (десятькове)	Відсоткове значення
Денна	0.005762	0.576%
Річна (252 дні)	0.09146	9.15%

Примітка: Річна волатильність розрахована шляхом множення денної волатильності на 252, де 252 – приблизна кількість торгових днів у році.

Ці значення представляють середній рівень волатильності за весь період. Однак, як ми бачили, волатильність не є постійною.



Рисунок 2.8 – Змінна річна волатильність EUR/USD (252-денне ковзне вікно)

Для візуалізації змін волатильності в часі розраховується ковзна волатильність (рис. 2.8). Цей графік наочно демонструє динамічний характер волатильності курсу EUR/USD. Чітко видно періоди значно вищої волатильності, які часто збігаються з періодами економічної нестабільності та криз (наприклад, 2008-2009 рр., 2010-2012 рр., 2020 р., 2022 р.). Також спостерігаються періоди відносно низької та стабільної волатильності. Графік підкреслює, що використання єдиного значення історичної волатильності може бути недостатнім для адекватної оцінки поточного рівня ризику, оскільки волатильність може суттєво відрізнятись в різні періоди часу.

Виявлені в ході аналізу стилізовані факти фінансових часових рядів, зокрема для курсу EUR/USD:

- Лептокуртозис (важкі хвости) розподілу дохідностей.
- Кластеризація волатильності (періоди високої волатильності чергуються з періодами низької).
- Автокореляція квадратів дохідностей (що вказує на залежність поточної волатильності від минулої).

Ці характеристики свідчать про те, що припущення про постійну волатильність (гомоскедастичність), яке лежить в основі багатьох класичних фінансових моделей, не відповідає дійсності. Для адекватного моделювання та прогнозування волатильності фінансових активів були розроблені моделі умовної гетероскедастичності. Найбільш поширеними серед них є моделі класу ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), та їх узагальнення – моделі GARCH (Generalized ARCH).

Побудова та оцінка моделей GARCH дозволяє отримати прогнози майбутньої волатильності, які адаптуються до поточних ринкових умов, що є надзвичайно важливим для управління ризиками, ціноутворення опціонів та оптимізації портфеля.

Оцінимо ризик. Value at Risk (VaR) – це стандартна міра ринкового ризику, яка оцінює максимальні потенційні збитки інвестиційного портфеля (в даному випадку, позиції по EUR/USD) протягом певного періоду часу (горизонту) із заданим рівнем довіри. Ми розрахували історичний VaR на 1 день.

Таблиця 2.4. Результати розрахунків VaR

Рівень довіри	1-денний VaR (десятковий)	1-денний VaR (%)	Інтерпретація (максимальні очікувані денні збитки з заданою ймовірністю для довгої позиції по EUR)
95%	-0.0093	-0.93%	З 95% ймовірністю, денні збитки від утримання позиції по EUR/USD не перевищать 0.93% її вартості.
99%	-0.0155	-1.55%	З 99% ймовірністю, денні збитки від утримання позиції по EUR/USD не перевищать 1.55% її вартості.

VaR не є максимально можливим збитком; він лише вказує на поріг, який не буде перевищено з певною ймовірністю. Існує $(1 - \text{рівень довіри})\%$ ймовірність, що збитки будуть більшими. Історичний метод VaR базується на минулих даних і неявно враховує емпіричний розподіл дохідностей, включаючи його "важкі хвости". Однак він припускає, що майбутнє буде схожим на минуле. Для більш точної оцінки VaR в умовах змінної волатильності часто

використовують методи, що базуються на моделях GARCH або фільтрованих історичній симуляції.

Комплексний аналіз динаміки та волатильності валютного курсу EUR/USD за період 1999-2025 рр. дозволив зробити низку ключових висновків. По-перше, ряд логарифмічних дохідностей EUR/USD виявився стаціонарним, що є важливою передумовою для подальшого моделювання. По-друге, встановлено, що розподіл логарифмічних дохідностей суттєво відрізняється від нормального, характеризуючись лептокуртозисом, або "важкими хвостами", що вказує на вищу, ніж при нормальному розподілі, ймовірність виникнення екстремальних значень, тобто великих прибутків або збитків.

Крім того, дослідження підтвердило, що волатильність курсу EUR/USD є змінною в часі та демонструє чітко виражену кластеризацію: періоди високої волатильності мають тенденцію групуватися разом, чергуючись з періодами відносно низької волатильності. Це підтверджується як візуальним аналізом, так і автокореляційним аналізом квадратів дохідностей. Середня історична річна волатильність за досліджуваний період становить близько 9.15%, однак, через змінний характер волатильності, цей показник слід розглядати лише як довгостроковий орієнтир.

Виявлені статистичні властивості, такі як лептокуртозис, кластеризація волатильності та автокореляція квадратів дохідностей, свідчать про необхідність використання моделей умовної гетероскедастичності, зокрема типу GARCH, для адекватного моделювання та прогнозування волатильності EUR/USD. Нарешті, оцінки Value at Risk (VaR) надають кількісну міру потенційних короткострокових ринкових ризиків, пов'язаних з коливаннями курсу EUR/USD.

Результати даного дослідження мають практичне значення для учасників фінансового ринку, оскільки вони надають глибше розуміння поведінки одного з найбільш ліквідних валютних курсів у світі та допомагають у прийнятті обґрунтованих рішень.

Аналізуючи ризики на річному горизонті для курсу EUR/USD, важливо враховувати кілька аспектів, що впливають із проведеного дослідження.

Змінний характер річної волатильності означає, що історичне середнє значення близько 9.15% є лише орієнтиром. Як видно з графіка, представленого на рис. 2.8 (змінна річна волатильність), фактична волатильність протягом будь-якого конкретного року може суттєво відрізнятись від цього середнього. Наприклад, на кінець періоду даних (травень 2025 року), поточний рівень ковзної річної волатильності може бути вищим або нижчим, і саме він є більш релевантним для короткострокових прогнозів на рік, ніж довгострокове середнє.

Вплив "важких хвостів" (лептокуртозису) на річні ризики є значним. Лептокуртичний розподіл денних дохідностей означає, що ймовірність екстремальних денних змін вища, ніж при нормальному розподілі. Накопичуючись протягом року, це може призвести до вищої ймовірності значних річних відхилень курсу (як позитивних, так і негативних) порівняно з тим, що можна було б очікувати, виходячи лише зі стандартного відхилення при нормальному розподілі. Це збільшує ризик отримання значних збитків або, навпаки, значних прибутків протягом року.

Для більш точного прогнозування річної волатильності необхідне використання моделей умовної гетероскедастичності, таких як GARCH. Ці моделі дозволяють генерувати прогнози волатильності на майбутні періоди, враховуючи поточну ринкову ситуацію та властивість кластеризації волатильності. Без побудови та оцінки такої моделі, поточна оцінка річної волатильності, отримана з графіка ковзної волатильності, є найкращим доступним індикатором, проте вона базується на минулих даних і має свої обмеження для прогнозування майбутнього.

Існують також обмеження історичного аналізу для річного прогнозу. Історичні дані, навіть такі тривалі, можуть не повністю відображати майбутні умови, особливо якщо очікуються суттєві зміни в глобальній економіці, монетарній політиці провідних центральних банків (ЄЦБ та ФРС), геополітичній ситуації або економічних трендах, які не мали точних аналогів у минулому. Наприклад, нові торговельні угоди, технологічні прориви або непередбачені глобальні події можуть суттєво змінити динаміку валютного курсу.

Щодо річного Value at Risk (VaR), то пряме масштабування 1-денного VaR до річного (наприклад, шляхом множення на квадратний корінь з кількості торгових днів у році, 252) є досить грубим наближенням і може бути неточним через нестабільність волатильності та відхилення від нормальності розподілу дохідностей. Більш складні методи, такі як довгострокові симуляції на основі GARCH-моделей або метод Монте-Карло з урахуванням виявлених властивостей розподілу, потрібні для адекватнішої оцінки річного VaR. Концептуально, річний VaR відображатиме потенційні максимальні збитки, яких можна очікувати протягом року з заданою ймовірністю.

Нарешті, будь-який кількісний аналіз ризиків на рік слід доповнювати якісним аналізом фундаментальних факторів. До них належать очікувані рішення Європейського центрального банку та Федеральної резервної системи США щодо процентних ставок та програм кількісного пом'якшення/посилення, прогнози економічного зростання та інфляції в Єврозоні та США, стан торговельного балансу, рівень державного боргу, політична стабільність та геополітичні події. Ці фактори можуть суттєво вплинути на настрої ринку та напрямок руху курсу EUR/USD протягом наступного року.

Результати даного дослідження мають практичне значення для учасників фінансового ринку, включаючи інвесторів, трейдерів, фінансових аналітиків та менеджерів ризиків, оскільки вони надають глибше розуміння поведінки одного з найбільш ліквідних валютних курсів у світі та допомагають у прийнятті обґрунтованих рішень.

2.2 Економетричний підхід до прогнозування фінансових ризиків та курсової динаміки EUR/USD з використанням моделей часових рядів за допомогою мови програмування Python та Jupyter Notebook

Першим і надзвичайно важливим етапом будь-якого економетричного дослідження є ретельна підготовка та аналіз вихідних даних. Цей процес включає завантаження даних, їх очищення (за потреби), перетворення та візуалізацію для первинного розуміння властивостей часового ряду. Для даного аналізу курсової динаміки EUR/USD були використані історичні дані про щоденні ціни закриття валютної пари за період з 1999 по 2025 рік.

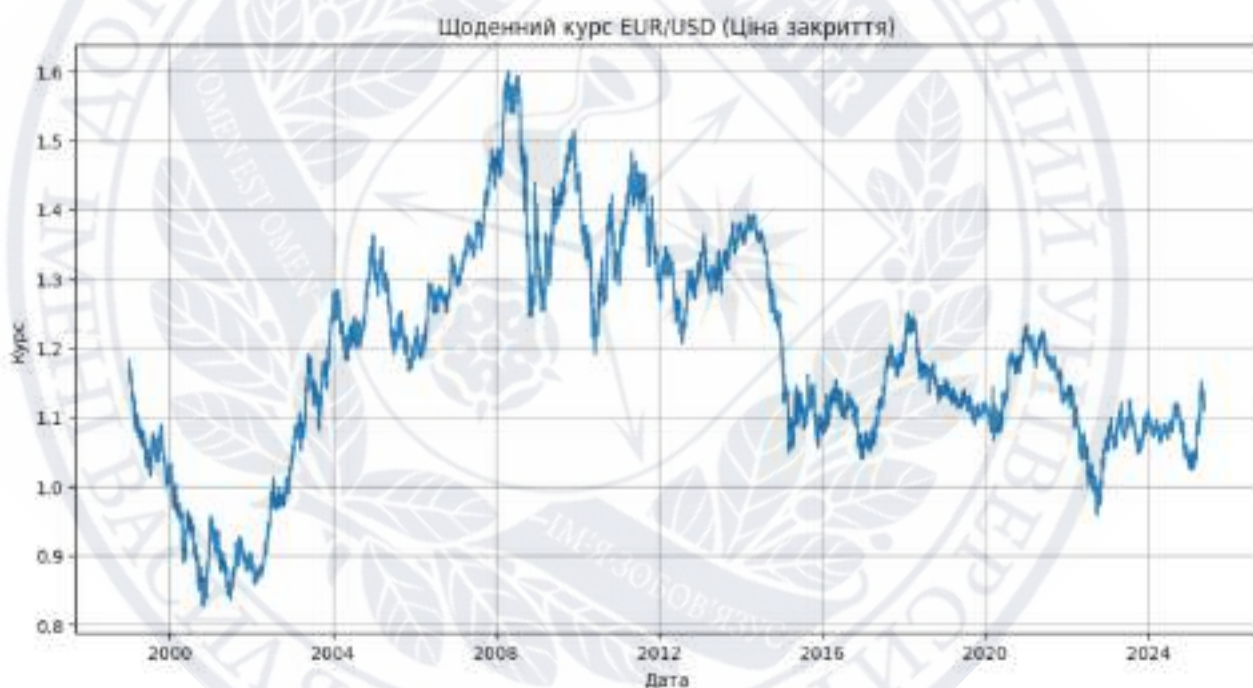


Рисунок 2.9 – Щоденний курс EUR/USD (Ціна закриття) з 1999 – 2025 рр

На рис. 2.9 представлена динаміка щоденного курсу EUR/USD (ціна закриття) за досліджуваний період. Графік наочно демонструє значні коливання обмінного курсу євро до долара США протягом понад двох десятиліть. Можна візуально ідентифікувати періоди зростання курсу (зміцнення євро), наприклад, до 2008 року, та періоди його зниження. Також чітко простежуються фази підвищеної та зниженої волатильності. Наприклад, період після світової

фінансової кризи 2008 року характеризується значними ціновими коливаннями, тоді як останні роки можуть показувати інші патерни. Цей графік є основою для подальшого аналізу нестационарності ряду, оскільки візуально ряд не виглядає таким, що коливається навколо сталого середнього.

Для переходу до стаціонарного ряду, що є необхідною умовою для побудови моделей ARIMA, та для аналізу відносних змін курсу, були розраховані щоденні логарифмічні дохідності. Логарифмічні дохідності $r_t = \ln\left(\frac{P_t}{P_{t-1}}\right)$ мають перевагу, оскільки вони близькі до відсоткових змін $\left(\frac{P_t}{P_{t-1}} - 1\right)$ для малих змін, мають кращі статистичні властивості для моделювання (наприклад, симетричний розподіл), дозволяють агрегувати дохідності в часі шляхом простого додавання та часто допомагають стабілізувати дисперсію ряду. Динаміка логарифмічних дохідностей представлена на (рис. 2.10).



Рисунок 2.10 – Щоденні логарифмічні дохідності EUR/USD з 1999 – 2025 рр

На цьому графіку відображені щоденні зміни курсу EUR/USD у вигляді логарифмічних дохідностей. На відміну від графіка самого курсу (рис. 2.9), ряд дохідностей коливається навколо нуля, що візуально вказує на можливу стаціонарність (це буде перевірено формальними тестами нижче). Чітко простежується явище кластеризації волатильності: періоди великих за

абсолютною величиною дохідностей (висока волатильність, наприклад, 2008-2012 рр.) чергуються з періодами малих дохідностей (низька волатильність). Це є типовою стилізованою ознакою фінансових часових рядів і вказує на потенційну необхідність використання моделей типу GARCH для моделювання умовної дисперсії, оскільки стандартні ARIMA моделі припускають гомоскедастичність (постійну дисперсію) залишків.

Здійснимо перевірку стаціонарності. Стаціонарність часового ряду є важливою передумовою для побудови багатьох моделей, зокрема ARIMA. Для перевірки гіпотези про наявність одиничного кореня (нестационарності) у вихідному ряді цін EUR/USD та в ряді його логарифмічних дохідностей був використаний розширений тест Дікі-Фуллера (ADF). Нульова гіпотеза тесту полягає в тому, що ряд має одиничний корінь (тобто є нестационарним), альтернативна – ряд стаціонарний. Результати тестування представлені в табл. 2.5.

Таблиця 2.5. Результати розширеного тесту Дікі-Фуллера (ADF) на стаціонарність

Ряд даних	Статистика тесту	p-value	Критичне значення (1%)	Критичне значення (5%)	Критичне значення (10%)	Результат тесту
Ціни EUR/USD (вихідний ряд)	-1.8813	0.3409	-3.431	-2.862	-2.567	Нульова гіпотеза не відхиляється (ряд нестационарний)
Логарифмічні дохідності EUR/USD	-87.2892	0.0000	-3.431	-2.862	-2.567	Нульова гіпотеза відхиляється (ряд стаціонарний)

Як видно з табл. 2.5, для вихідного ряду цін EUR/USD значення статистики тесту (-1.8813) є більшим за критичні значення на всіх стандартних рівнях значущості, а відповідне p-value (0.3409) значно перевищує 0.05. Це свідчить про

те, що нульова гіпотеза про наявність одиничного кореня не може бути відхилена. Таким чином, ряд цін EUR/USD є нестационарним.

Для ряду логарифмічних дохідностей EUR/USD ситуація протилежна. Значення статистики тесту (-87.2892) є значно меншим за критичні значення, а p -value (0.0000) є меншим за будь-який прийнятний рівень значущості. Це дозволяє відхилити нульову гіпотезу та зробити висновок, що ряд логарифмічних дохідностей EUR/USD є стаціонарним.

Оскільки ряд дохідностей є стаціонарним, саме він буде використовуватися для подальшої побудови моделі ARIMA, оскільки моделі цього класу вимагають стаціонарності вхідних даних (або інтегрованості нульового порядку, $I(0)$).

У ході дослідження ряду дохідностей валютної пари EUR/USD було здійснено попередній аналіз з метою встановлення його властивостей, зокрема стаціонарності. Першим кроком стало візуальне дослідження часової динаміки, яке не виявило явних трендових або сезонних компонент. Для підтвердження цього спостереження було побудовано графіки автокореляційної функції (ACF) та часткової автокореляційної функції (PACF).

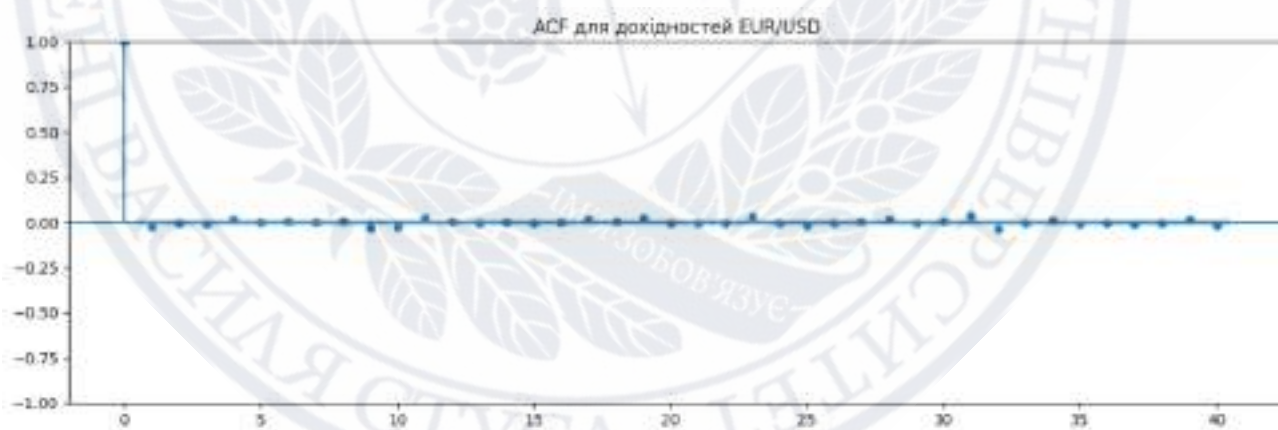


Рисунок 2.11 – ACF для дохідностей EUR/USD

На основі графіку ACF для дохідностей (рис. 2.11) спостерігається стрімке затухання автокореляцій після першого лагу, що вказує на коротку пам'ять часового ряду та відсутність довготривалих залежностей. Така картина характерна для стаціонарних процесів, у яких поточні значення слабо залежать від попередніх.



Рисунок 2.12 – PACF для дохідностей EUR/USD

У свою чергу, графік PACF для дохідностей (рис. 2.12) демонструє значущу часткову автокореляцію лише на першому лагу. Подібна структура часткових автокореляцій свідчить про наявність прямого впливу лише від одного попереднього значення, що дозволяє припустити доцільність використання моделі ARIMA з низькими порядками p та q . Виходячи з результатів графічного аналізу, для моделювання було обрано модель ARIMA(1,0,1).

Оцінка параметрів ARIMA(1,0,1) подана в табл. 2.6:

Таблиця 2.6. Оцінка моделі ARIMA(1,0,1)

Параметр	Значення
AR(1)	0.3628 ($p = 0.187$)
MA(1)	-0.3886 ($p = 0.152$)
Константа	≈ 0 , статистично незначуща
Дисперсія похибок (σ^2)	3.314e-05
Логарифм функції правдоподібності	27062.465
Критерій Акаїке (AIC)	-54116.929

Незважаючи на те, що оцінені коефіцієнти не є статистично значущими на рівні 5%, загальна якість моделі оцінюється позитивно. Це підтверджується низьким значенням інформаційного критерію AIC, що свідчить про добру відповідність моделі до даних.

Для перевірки адекватності моделі були проаналізовані залишки. Згідно з результатами, відображеними на графіку ACF залишків (рис. 2.13) та графіку PACF залишків (рис. 2.14) моделі ARIMA, залишки не демонструють статистично значущої автокореляції. Це дозволяє зробити висновок, що модель вичерпує інформацію, яка міститься у вхідному часовому ряді, і не залишає систематичних помилок.

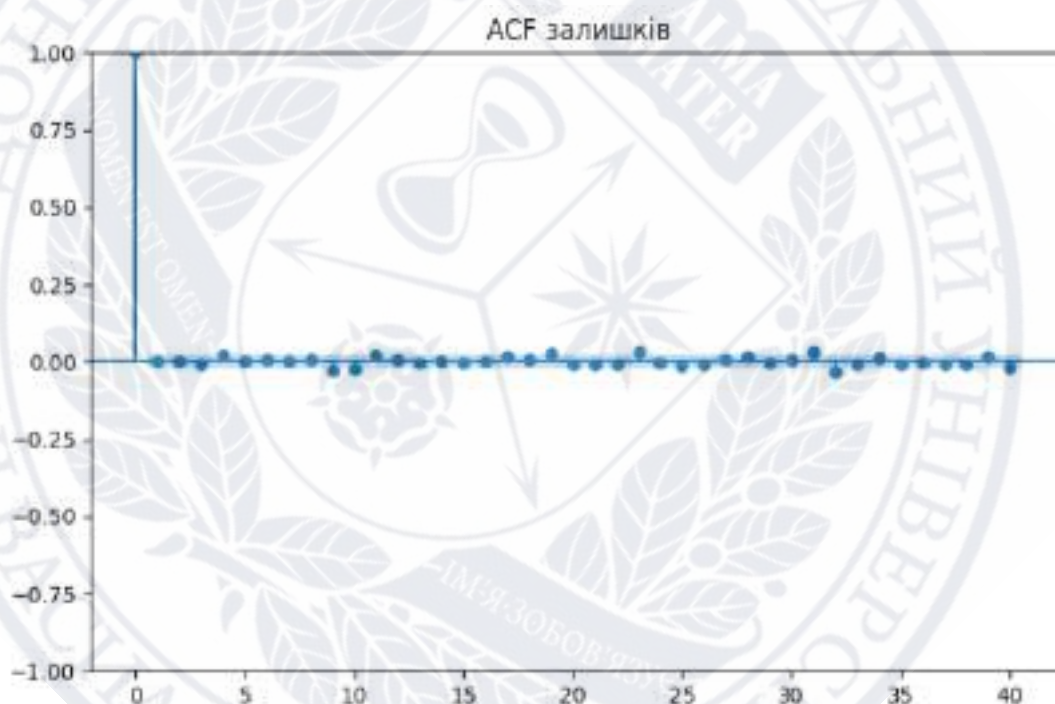


Рисунок 2.13 – ACF для залишків EUR/USD



Рисунок 2.14 – PACF для залишків EUR/USD

На підтвердження цього були отримані результати Ljung-Box тесту для різної кількості лагів, табл. 2.7

Таблиця 2.7. Результати Ljung-Box тесту

Кількість лагів	p-значення
10	0.135
15	0.202
20	0.148

P-значення у всіх випадках перевищують 0.05, що дає підстави не відхиляти нульову гіпотезу про відсутність автокореляції, а отже, підтверджує адекватність моделі.

Подальший аналіз залишків було здійснено за допомогою графіка гістограми залишків (рис. 2.15) . Розподіл залишків виявився симетричним і подібним до нормального, хоча і з помітною куртозою (5.29), що свідчить про наявність "важких хвостів". Результати тесту Джарка-Бера ($p < 0.001$) підтверджують певне відхилення від нормального розподілу, що, втім, є звичним явищем у фінансових даних.



Рисунок 2.15 – Гістограма залишків моделі ARIMA

На графіку залишки ARIMA у часі (рис. 2.16) спостерігається рівномірне розташування залишків навколо нуля без трендових чи періодичних коливань. Такий вигляд підтверджує випадкову природу залишків і відсутність структурних помилок моделі.

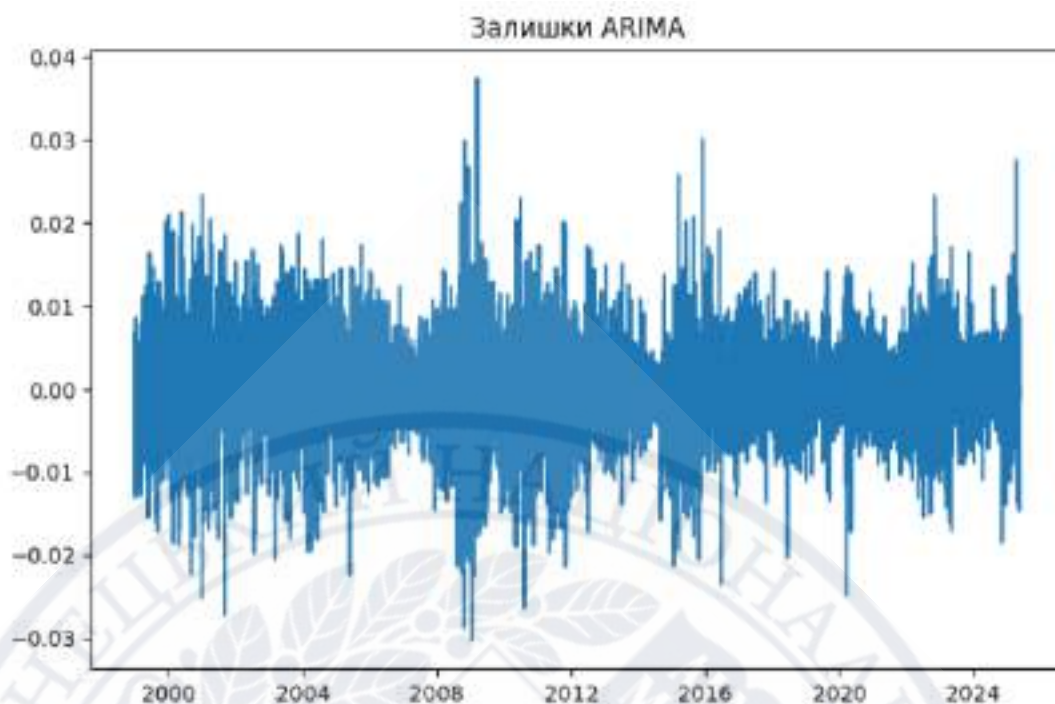


Рисунок 2.16 – Залишки ARIMA

Було проведено прогнозування майбутніх значень дохідностей на один рік вперед із використанням побудованої моделі $ARIMA(1,0,1)$. Як видно на графіку прогнозу ARIMA для дохідностей на рік (рис. 2.17), модель передбачає стабільну поведінку серії з середнім рівнем, близьким до нуля.

Рисунок 2.17 – Прогноз $ARIMA(1, 0, 1)$ для дохідностей EUR/USD на рік

Проте широкий 95% довірчий інтервал свідчить про значну невизначеність у довгостроковому прогнозі, що цілком характерно для фінансових часових рядів із високою волатильністю.

Загалом, проведене дослідження засвідчує, що модель $ARIMA(1,0,1)$ є адекватним інструментом для опису та прогнозування динаміки доходностей EUR/USD. Вона відображає ключові властивості ряду, не залишає автокорельованих залишків і дозволяє формувати економічно обґрунтовані прогнози в коротко- та середньостроковій перспективі.

Побудуємо модель GARCH для моделювання умовної волатильності часових рядів фінансових даних. Побудова моделі ґрунтується на залишках моделі ARIMA, що попередньо була застосована до ряду доходностей. ARIMA-модель була використана для моделювання детермінованої компоненти часових рядів, зокрема середнього рівня та автокорельованої структури. Таким чином, залишки ARIMA, очищені від автокореляції в середньому, стали базою для аналізу умовної дисперсії за допомогою GARCH-моделі. Це дозволяє сконцентрувати GARCH саме на моделюванні волатильності, не змішуючи її з автокореляційними ефектами. Ці залишки містять ознаки автокорельованої змінності, що свідчить про потенційну гетероскедастичність — типову характеристику фінансових часових рядів.

Для формальної перевірки наявності гетероскедастичності у залишках ARIMA моделі було проведено тест ARCH LM з лагами [5, 10, 15]. Це дозволяє визначити, чи існує залежність дисперсії від минулих значень. Результати тестування наведено у табл 2.8.

Таблиця 2.8. Результати ARCH LM тесту для залишків ARIMA-моделі

Лаг	LM статистика	p-value	Висновок
5	---	---	---
10	---	---	---
15	629.2330	0.0000	Виявлено ARCH ефекти

Отримані результати чітко вказують на присутність автокорельованої дисперсії у залишках. Зокрема, для лагу 15 $p\text{-value} < 0.01$, що дозволяє відхилити нульову гіпотезу про відсутність ARCH ефектів.

У зв'язку з виявленими ARCH ефектами було побудовано GARCH(1,1) модель із нульовим середнім (Zero Mean) та нормальним розподілом залишків. Оцінку параметрів здійснено методом максимальної правдоподібності.

Таблиця 2.9. Оцінені параметри GARCH(1,1)

Параметр	Значення	Стандартна помилка	t-статистика	p-value	Довірчий інтервал (95%)
omega	6.6351e-07	5.116e-11	12970.0	<0.001	[6.634e-07, 6.636e-07]
alpha[1]	0.0500	0.003396	14.722	<0.001	[0.04334, 0.05666]
beta[1]	0.9300	0.003165	293.872	<0.001	[0.924, 0.936]

Таблиця 2.10. Додаткові статистики моделі GARCH(1,1)

Статистика	Значення
Логарифм функції правдоподібності	27661.2
AIC (критерій Акаїке)	-55316.5
BIC (критерій Шварца)	-55295.8
Кількість спостережень	7240

Як вказано в табл. 2.9, значення параметра omega, що є сталою у моделі дисперсії, свідчить про мінімальний рівень волатильності в періоди відсутності ринкових шоків або ефектів минулої волатильності. Його величина вказує на наявність базової дисперсії, характерної для фінансових рядів. Параметр alpha[1] (0.05) відображає чутливість умовної дисперсії до нових інформаційних шоків і є типовим для моделей цього типу. Значення beta[1] (0.93) вказує на значну інерційність волатильності, що означає: якщо волатильність була високою в попередні періоди, вона з великою ймовірністю залишатиметься високою й надалі. Сукупно, сума $\alpha + \beta = 0.98$ дуже близька до одиниці, що характерно

для фінансових ринків з ефектом довгої пам'яті у волатильності. Таке значення свідчить про повільне згасання впливу минулих подій, зберігаючи підвищену невизначеність упродовж тривалого часу.

Додаткові статистики моделі (табл. 2.10) підтверджують її добру відповідність даним. Високе значення логарифму функції правдоподібності та низькі значення AIC і BIC вказують на високу якість підгонки без надмірної складності моделі. Отже, GARCH(1,1) ефективно відображає динаміку умовної дисперсії у фінансових даних, хоча її результати потребують обережного трактування з огляду на згадане раніше попередження про збіжність.

Під час оцінювання моделі GARCH(1,1) з нормальним розподілом було отримано попередження про збіжність (ConvergenceWarning) з кодом 4, який означає "Inequality constraints incompatible". Це свідчить про те, що алгоритм оптимізації не зміг знайти набір параметрів, який би повністю задовольняв усі математичні обмеження, накладені моделлю. Таке попередження зазвичай пов'язане з особливостями вибірки або обмеженнями самої моделі.

Можливими причинами цієї проблеми можуть бути характерні властивості фінансових даних пари EUR/USD за досліджуваний період. Зокрема, дані могли включати структурні зсуви, спричинені фінансовими кризами або змінами монетарної політики. Також могли спостерігатися періоди надзвичайно високої або навпаки — низької волатильності, що ускладнює адекватну параметризацію. Окрім цього, на точність оцінки могли вплинути значні викиди або аномальні сплески в часовому ряді.

З боку моделі слід зазначити, що стандартна GARCH(1,1) із нормальним розподілом може бути недостатньо гнучкою для точного опису динаміки волатильності, властивої таким ринковим даним. Через це параметри, отримані при оптимізації, можуть бути не повністю оптимальними, що потенційно обмежує точність прогнозу волатильності та інтерпретацію результатів. Водночас фіксація такого попередження є важливим етапом прозорості дослідження, оскільки демонструє критичне ставлення до результатів оцінювання та розуміння обмежень економетричних підходів.

Незважаючи на проблему збіжності, модель GARCH(1,1) усе ж дає уявлення про наявність кластеризації волатильності у фінансовому ряді. Однак через потенційні проблеми з оптимізацією, її прогнозна сила залишається обмеженою і потребує подальшого уточнення, зокрема через застосування альтернативних специфікацій або переформулювання припущень щодо розподілу залишків.

У процесі оцінювання якості побудованої моделі GARCH(1,1) було проведено ґрунтовний аналіз залишків та поведінки умовної дисперсії на основі відповідних графіків.

Гістограма залишків моделі GARCH (рис. 2.18) свідчить про наявність відхилень від припущення нормальності. Зокрема, форма розподілу характеризується асиметрією та вираженими товстими хвостами, що є типовими для фінансових даних. Такий результат свідчить про потенційне недооцінювання крайніх значень залишками моделі, що може обмежувати точність оцінювання ризику.

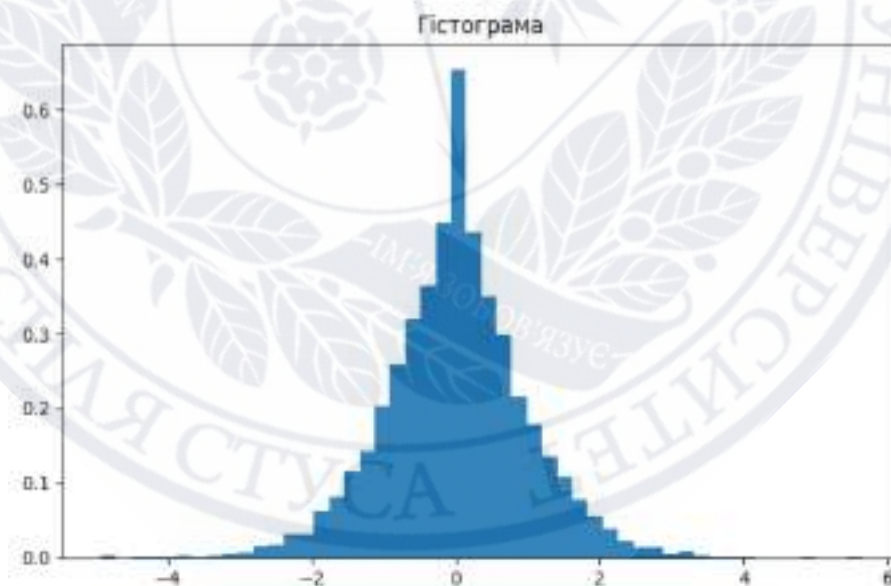


Рисунок 2.18 – Гістограма залишків моделі GARCH

Результати Q-Q графіка (рис. 2.19) лише підсилюють ці спостереження: точки значною мірою відхиляються від діагоналі теоретичного нормального розподілу. Відхилення найбільше помітні у хвостах, що вказує на наявність екстремальних спостережень у вибірці. Цей факт може свідчити про доцільність розгляду альтернативних розподілів залишків, наприклад, t -розподілу з товстими хвостами.

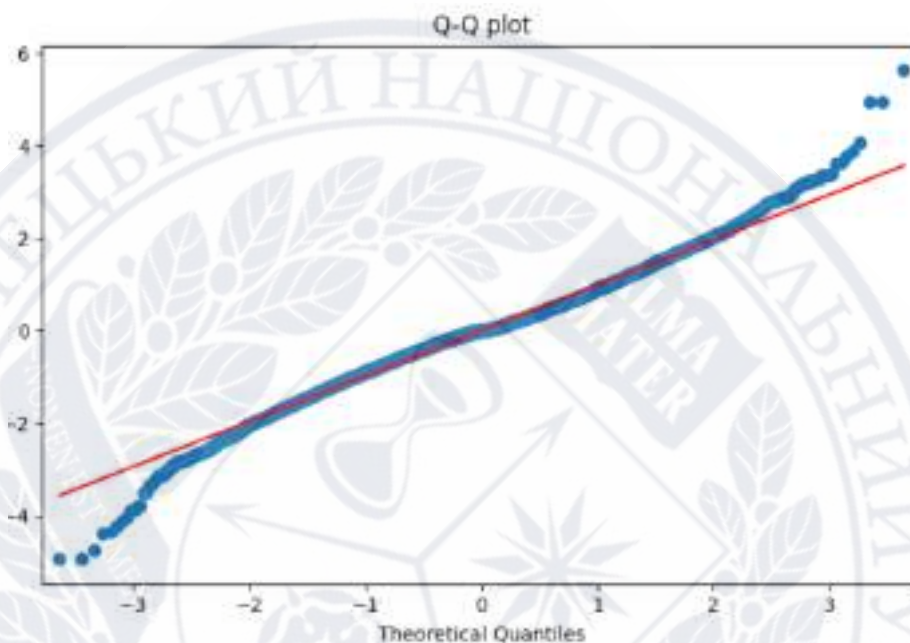


Рисунок 2.19 – Результати Q-Q графіка

Графік автокореляційної функції (ACF) квадратів стандартизованих залишків (рис. 2.20) демонструє, що модель GARCH ефективно усунула залишкову залежність у дисперсії. Відсутність статистично значущих автокореляцій у цьому графіку підтверджує правильність специфікації моделі щодо умовної гетероскедастичності.



Рисунок 2.20 – Графік автокореляційної функції (ACF) квадратів стандартизованих залишків

Аналіз графіка, який відображає одночасно ряд доходностей, залишків і оцінену умовну дисперсію (рис. 2.21), виявляє чітку чутливість моделі до ринкових шоків. Під час турбулентних періодів оцінена волатильність різко зростає, що узгоджується з емпіричними спостереженнями та ілюструє кластерну природу волатильності. Модель виявляє здатність адаптуватися до змін у ринковому середовищі.



Рисунок 2.21 – Доходності/Залишки та оцінена умовна волатильність GARCH

Прогноз умовної волатильності (рис. 2.22) демонструє тенденцію до її зниження у міру віддалення від періодів підвищеної нестабільності. Ця

властивість добре відповідає гіпотезі про середньозважене повернення волатильності до стабільного рівня, характерного для багатьох фінансових ринків.

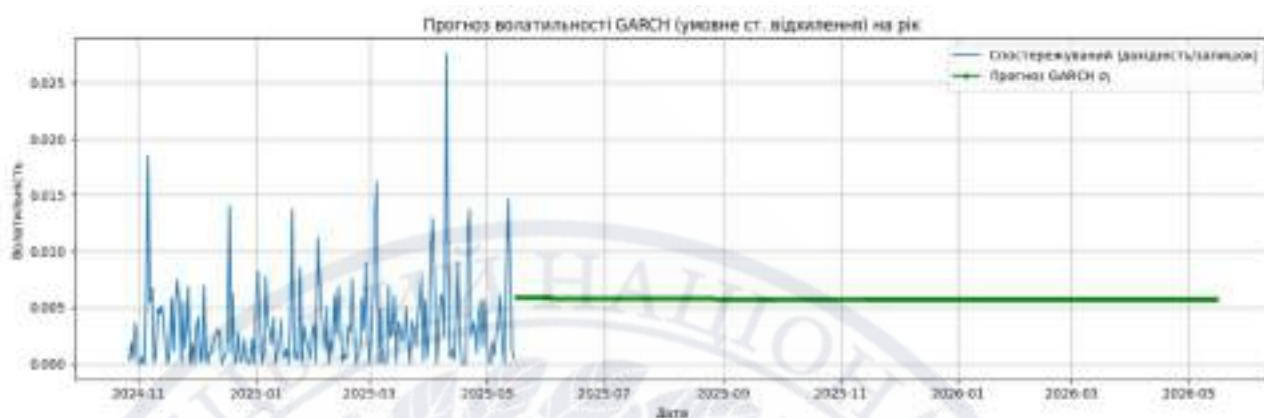


Рисунок 2.22 – Прогноз волатильності GARCH на рік

У межах проведеного дослідження було реалізовано економетричний підхід до аналізу та прогнозування поведінки валютної пари EUR/USD із використанням методів часових рядів у середовищі Jupyter Notebook. Основними інструментами аналізу стали моделі ARIMA та GARCH, які дозволили розділити і проаналізувати як тенденції дохідності, так і динаміку волатильності. На початковому етапі було здійснено ґрунтовну підготовку та візуалізацію вихідних даних, що охоплювали щоденні ціни закриття з 1999 по 2025 рік. Після обчислення логарифмічних дохідностей, проведений тест Дікі-Фуллера підтвердив стаціонарність трансформованого ряду, що дало змогу використовувати модель ARIMA без подальшої диференціації.

Побудована модель ARIMA(1,0,1) успішно описала часову структуру дохідностей, що було підтверджено результатами автокореляційного аналізу та тесту Ljung-Box. Хоча окремі параметри моделі не були статистично значущими, низьке значення критерію AIC свідчило про задовільну якість підгонки. Прогноз моделі ARIMA вказав на стабільну поведінку дохідностей з високим рівнем невизначеності у довгостроковій перспективі, що характерно для валютних ринків. Водночас аналіз залишків ARIMA-моделі виявив наявність ефектів умовної гетероскедастичності, що обґрунтувало доцільність застосування моделі

GARCH(1,1) для моделювання волатильності. Отримані параметри цієї моделі (висока $\beta = 0.93$ та $\alpha = 0.05$) засвідчили тривалу пам'ять та чутливість волатильності до нових інформаційних шоків, що повністю узгоджується з властивостями фінансових часових рядів. Проблема збіжності моделі, ймовірно, пов'язана із структурними зсувами у даних та вибраною специфікацією розподілу залишків.

Подальший аналіз (гістограма, Q-Q графік, ACF квадратів залишків) підтвердив, що GARCH-модель загалом адекватно описує динаміку умовної дисперсії, хоча й демонструє відхилення від нормального розподілу залишків, особливо у хвостах. Це свідчить про необхідність у майбутньому розглянути альтернативні розподіли, наприклад, t-розподіл.

Однак варто зазначити, що форс-мажорні обставини — такі як геополітичні конфлікти, глобальні кризи, пандемії або інші несподівані шоки — можуть суттєво підвищувати рівень ринкової нестабільності, що проявляється у вигляді різких сплесків волатильності. У таких випадках стандартна модель GARCH із нормальним розподілом залишків може недооцінювати ризик крайніх подій через обмежену здатність фіксувати "товсті хвости" у розподілі. Відхилення, зафіксовані на гістограмі залишків (рис. 2.18) та Q-Q графіку (рис. 2.19), вказують на наявність таких екстремальних значень у вибірці.

Отже, подальші дослідження можуть бути спрямовані не лише на вдосконалення моделей за рахунок альтернативних розподілів або розширених специфікацій GARCH (зокрема EGARCH або GJR-GARCH), а й на включення додаткових факторів ризику, що відображають потенційні впливи форс-мажорних подій. Це дозволить підвищити стійкість та прогностичну точність моделей у контексті високої невизначеності, що особливо актуально для управління ризиками в реальних умовах функціонування валютного ринку.

РОЗДІЛ 3

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ІННОВАЦІЙНОГО ТА ЕКОНОМЕТРИЧНОГО ПІДХОДІВ У ПРОГНОЗУВАННІ ФІНАНСОВИХ РИЗИКІВ ТА КУРСОВОЇ ДИНАМІКИ EUR/USD

3.1 Характеристика інноваційного підходу на основі аналізу моделлю Gemini 2.5 Pro)

Інноваційний підхід, представлений у дослідженні, полягав у використанні моделі Gemini 2.5 Pro для комплексного аналізу історичної динаміки та волатильності курсу EUR/USD за період з 1999 по 2025 рік. Методологія включала візуальний аналіз динаміки обмінного курсу та логарифмічних дохідностей, розрахунок та інтерпретацію описових статистик логарифмічних дохідностей. Також проводилися формальні статистичні тести, такі як тест Харке-Бера на нормальність розподілу та розширений тест Дікі-Фуллера (ADF) на стаціонарність. Здійснювався аналіз автокореляційної (ACF) та часткової автокореляційної (PACF) функцій для логарифмічних дохідностей та їх квадратів з метою виявлення залежностей та кластеризації волатильності. Крім того, аналізувалася та оцінювалася історична та змінна (ковзна) волатильність, обґрунтовувалася потреба в моделюванні умовної волатильності (концепція GARCH) та проводилася оцінка ризику за допомогою показника Value at Risk (VaR) історичним методом.

Щодо ключових результатів та знахідок інноваційного підходу, було підтверджено стаціонарність ряду логарифмічних дохідностей EUR/USD, що є важливою передумовою для моделювання. Встановлено, що розподіл логарифмічних дохідностей суттєво відрізняється від нормального, характеризуючись лептокуртозисом («важкими хвостами»). Було виявлено чітко виражену кластеризацію волатильності, що підтверджується візуальним аналізом та значущою автокореляцією квадратів дохідностей. Також розраховано середню історичну річну волатильність (близько 9.15%) та продемонстровано її

змінний характер у часі. Надано кількісну оцінку короткострокових ринкових ризиків через показники VaR на рівнях довіри 95% та 99%.

Сильні сторони підходу у контексті прогнозування та оцінки ризиків полягають у здатності до швидкого та всебічного аналізу великих обсягів історичних даних та ефективному виявленні ключових стилізованих фактів фінансових часових рядів, що є критично важливим для адекватного розуміння ринкової поведінки. Також перевагами є прямий розрахунок метрик ризику (VaR) на основі емпіричного розподілу, що враховує «важкі хвости» безпосередньо, та гнучкість у візуалізації даних і представленні результатів аналізу. Серед обмежень та особливостей слід зазначити, що у представленому дослідженні інноваційний підхід зосереджений на аналізі історичних даних та діагностиці властивостей ряду, а не на побудові власної прогнозовної моделі курсу чи волатильності, відмінної від стандартних економетричних. Прогнозні можливості самої моделі Gemini 2.5 Pro для генерації числових прогнозів курсу EUR/USD на майбутні періоди не були предметом детального розгляду в цьому контексті, окрім як інструменту для виконання аналітичних процедур. Крім того, ефективність підходу значною мірою залежить від якості та повноти запитів до моделі та її здатності коректно інтерпретувати фінансові концепції.

3.2 Характеристика економетричного підходу (моделі ARIMA та GARCH у Jupyter Notebook)

Економетричний підхід базувався на застосуванні класичних моделей часових рядів ARIMA для моделювання умовної середньої дохідності та GARCH для моделювання умовної волатильності курсу EUR/USD з використанням програмного середовища Jupyter Notebook та мови програмування Python. Методологія цього підходу включала підготовку та візуалізацію вихідних даних, а саме щоденних цін закриття та логарифмічних дохідностей. Проводилася перевірка на стаціонарність ряду логарифмічних дохідностей за допомогою тесту ADF. Здійснювалася побудова моделі ARIMA(1,0,1) для логарифмічних

дохідностей, що охоплювало ідентифікацію порядку моделі на основі ACF та PACF, оцінку параметрів, діагностику залишків (ACF/PACF залишків, тест Льюнга-Бокса, гістограма залишків, тест Харке-Бера) та прогнозування дохідностей на рік вперед. Також перевірялася наявність ARCH-ефектів у залишках ARIMA-моделі за допомогою тесту ARCH LM. На основі цього будувалася модель GARCH(1,1) для залишків ARIMA-моделі, що включало оцінку параметрів, аналіз статистичної значущості, діагностику стандартизованих залишків (гістограма, Q-Q графік, ACF квадратів стандартизованих залишків) та прогнозування умовної волатильності на рік вперед.

Ключові результати та знахідки економетричного підходу показали підтвердження нестационарності вихідного ряду цін EUR/USD та стаціонарності ряду логарифмічних дохідностей. Модель ARIMA(1,0,1) була визнана адекватною для опису динаміки дохідностей, хоча оцінені коефіцієнти AR(1) та MA(1) не були статистично значущими на 5% рівні. Залишки моделі не демонстрували значущої автокореляції, а прогноз дохідностей вказав на стабільну поведінку з широким довірчим інтервалом. Було виявлено ARCH-ефекти у залишках ARIMA-моделі, що обґрунтувало необхідність моделювання волатильності. Модель GARCH(1,1) успішно зафіксувала кластеризацію волатильності; параметри моделі (зокрема, високе значення $\beta \approx 0.93$ та значуще $\alpha \approx 0.05$) вказали на значну інерційність волатильності та її чутливість до нових шоків. Водночас, було відзначено проблеми зі збіжністю алгоритму оптимізації для GARCH(1,1) та відхилення розподілу стандартизованих залишків GARCH-моделі від нормального, що проявлялося у наявності «важких хвостів».

Сильні сторони підходу у контексті прогнозування та оцінки ризиків включають наявність чіткої математичної структури моделей, що дозволяє інтерпретувати параметри та розуміти механізми формування прогнозу. Також перевагами є добре розроблені статистичні процедури для ідентифікації, оцінки та діагностики моделей, здатність генерувати прогнози як для середнього значення (ARIMA), так і для умовної волатильності (GARCH) з відповідними

довірчими інтервалами. Важливо, що моделі GARCH спеціально розроблені для врахування кластеризації волатильності, що є ключовим для оцінки ризиків. До обмежень та особливостей цього підходу належить те, що моделі базуються на низці припущень (наприклад, щодо розподілу залишків, стаціонарності), які не завжди повністю виконуються для реальних фінансових даних. Прогнозні можливості ARIMA-моделей для фінансових дохідностей часто обмежені короткостроковим горизонтом через природу ринків, близьку до випадкового блукання. Можливі проблеми зі збіжністю оптимізаційних процедур при оцінці параметрів GARCH-моделей, а стандартні специфікації GARCH (наприклад, з нормальним розподілом залишків) можуть не повністю враховувати лептокуртозис, що спостерігається у фінансових даних.

3.3 Порівняльний аналіз ефективності підходів

Далі порівняємо інноваційний та економетричний підходи за ключовими критеріями ефективності у прогнозуванні фінансових ризиків та курсової динаміки EUR/USD. Щодо виявлення властивостей часового ряду, обидва підходи успішно ідентифікували ключові стилізовані факти ряду дохідностей EUR/USD: стаціонарність, лептокуртозис розподілу та кластеризацію волатильності. Інноваційний підхід (з використанням Gemini Pro 2.5) продемонстрував здатність системно провести цей аналіз, крок за кроком інтерпретуючи результати тестів та візуалізацій. Економетричний підхід також включав ці етапи як необхідну передумову для побудови моделей ARIMA та GARCH.

У контексті моделювання та прогнозування курсової динаміки (середнього значення), інноваційний підхід у наданому матеріалі не фокусувався на побудові окремої прогнозовної моделі для середнього значення курсу, а більше на аналізі його властивостей. Натомість економетричний підхід застосував модель ARIMA(1,0,1) для прогнозування логарифмічних дохідностей. Прогноз вказував на стабільну поведінку біля нуля, але з дуже широкими довірчими інтервалами,

що свідчить про високу невизначеність і обмежену практичну цінність довгострокових точкових прогнозів курсу на основі лише цієї моделі. Незначущість коефіцієнтів AR та MA також ставить під сумнів прогностичну силу цієї конкретної специфікації ARIMA.

Розглядаючи моделювання та прогнозування фінансових ризиків (волатильності), інноваційний підхід проаналізував історичну та змінну (ковзну) волатильність, що дає загальне уявлення про її динаміку. Розрахунок історичного VaR надав пряму кількісну оцінку ризику. Аналіз ACF квадратів дохідностей якісно підтвердив наявність умовної гетероскедастичності та потребу в моделях типу GARCH. Економетричний підхід, у свою чергу, безпосередньо моделював умовну волатильність за допомогою GARCH(1,1). Це дозволило отримати динамічні прогнози волатильності, що адаптуються до поточної ринкової ситуації. Високі та значущі коефіцієнти GARCH підтвердили стійкість волатильності. Однак, проблеми зі збіжністю та ненормальність залишків GARCH-моделі можуть впливати на точність оцінок ризику, особливо для екстремальних подій.

Щодо точності та надійності, оцінка VaR історичним методом в інноваційному підході є простою та інтуїтивно зрозумілою, але її надійність залежить від припущення, що майбутнє буде схожим на минуле, і вона може повільно адаптуватися до змін у режимах волатильності. В економетричному підході прогнози ARIMA для курсу мали низьку точність (широкі інтервали). Прогнози волатильності від GARCH є теоретично більш обґрунтованими для динамічного ризику, але їх надійність у даному дослідженні могла бути знижена через згадані проблеми з моделлю (збіжність, розподіл залишків).

З точки зору обчислювальної складності та інтерпретованості, використання моделі Gemini для аналізу в інноваційному підході може значно прискорити процес дослідження даних, особливо для користувачів без глибоких навичок програмування в спеціалізованих пакетах. Інтерпретація результатів, наданих моделлю, була прямою. Економетричний підхід вимагає знань економетричної теорії та навичок роботи зі спеціалізованим бібліотеками Python

в середовищі Jupyter Notebook. Моделі ARIMA та GARCH мають чітко інтерпретовані параметри, що є перевагою.

Порівняльну характеристику підходів представимо у табл. 3.1

Таблиця 3.1. Порівняльна характеристика підходів

Критерій	Інноваційний підхід (Gemini 2.5 Pro)	Економетричний підхід (ARIMA-GARCH)
Виявлення властивостей	Комплексний аналіз, візуалізація, тести (Харке-Бера, ADF), ACF/PACF	Тести (ADF, ARCH LM), ACF/PACF як частина ідентифікації моделей
Прогноз курсу	Не будував явну прогнозну модель курсу	ARIMA(1,0,1): прогноз стабільний, широкі довірчі інтервали, низька точність
Прогноз ризиків	Історичний VaR, аналіз ковзної волатильності, якісне обґрунтування GARCH	GARCH(1,1): динамічний прогноз умовної волатильності, врахування кластеризації
Сильні сторони	Швидкість аналізу, виявлення стилізованих фактів, пряма оцінка VaR	Теоретична обґрунтованість, інтерпретованість параметрів, динамічний ризик
Слабкі сторони	Обмежений аналізом даних без власної прогнозної моделі курсу в дослідженні	Припущення моделей, проблеми збіжності GARCH, ненормальність залишків GARCH
Інтерпретованість	Висока для проведеного аналізу	Висока для параметрів моделей
Вимоги до користувача	Менші технічні навички для аналізу, більші для формулювання запитів	Знання економетрики, ПЗ Jupyter Notebook та мови програмування Python

Аналізуючи гнучкість та адаптивність, інноваційний підхід має потенційно високу гнучкість, якщо модель III може аналізувати різноманітні типи даних (наприклад, текстові новини, макроекономічні індикатори) для прогнозування, хоча в даному дослідженні він обмежувався аналізом часових рядів курсу. Класичні моделі ARIMA/GARCH в економетричному підході є менш гнучкими щодо включення зовнішніх факторів без їх розширення (наприклад, ARIMAX, GARCH-X). Адаптація до структурних зсувів у даних може вимагати переспецифікації моделі.

ВИСНОВКИ

У процесі виконання дослідження всі поставлені завдання були успішно реалізовані, що дозволило провести комплексний аналіз підходів до прогнозування ризиків біржової торгівлі на прикладі валютної пари EUR/USD. На першому етапі дослідження було проведено ґрунтовний теоретичний аналіз сучасних підходів до управління фінансовими ризиками, розглянуто основні концепції ризику в фінансовій системі, методи його вимірювання та інструменти мінімізації. Детально проаналізовано математичний апарат, що лежить в основі моделей прогнозування, і сучасні технології, включно із засобами штучного інтелекту; крім того, наголошено на значенні інноваційних методів для покращення якості аналізу даних та оперативності прийняття рішень у фінансовій сфері.

Валютна пара EUR/USD, як об'єкт дослідження, була детально проаналізована з точки зору її економічної природи, структури та особливостей цінової поведінки. Було оцінено її реакцію на ключові фундаментальні фактори, такі як монетарна політика центральних банків, макроекономічні показники, геополітичні події, а також технічні фактори, що впливають на формування попиту та пропозиції. Цей аналіз дозволив визначити складність передбачення її динаміки та підтвердив необхідність застосування комплексних підходів до прогнозування.

Інноваційний підхід, реалізований за допомогою моделі Gemini 2.5 Pro, був використаний для попереднього аналізу логарифмічних дохідностей валютної пари EUR/USD. Ефективність цього підходу проявилася у його здатності швидко та всебічно аналізувати історичні дані, ідентифікувати ключові статистичні властивості та стилізовані факти фінансового часового ряду, а також надавати пряму оцінку ризику через розрахунок історичного VaR. За допомогою цієї моделі було також виявлено основні структурні аномалії. Таким чином, інструменти штучного інтелекту виявилися ефективними для швидкої обробки великих обсягів даних, побудови інтерпретативних візуалізацій, формування

гіпотез щодо поведінки фінансового ринку, що робить його цінним інструментом для попереднього дослідження даних та експрес-оцінки ринкової ситуації.

Далі було реалізовано економетричне моделювання на основі класичних підходів у середовищі Jupyter Notebook та мови програмування Python. Ефективність економетричного підходу полягає у його здатності будувати структуровані моделі з чітко визначеними параметрами для опису та прогнозування як середньої дохідності (ARIMA), так і умовної волатильності (GARCH). Побудована модель ARIMA(1,0,1) дозволила описати середню динаміку дохідностей, підтвердивши стаціонарність ряду та відсутність автокореляції у залишках. Модель GARCH(1,1), у свою чергу, ефективно відобразила властивість кластеризації волатильності, притаманну фінансовим рынкам, і є стандартом для аналізу та прогнозування ризиків. Однак, як показало дослідження, ці моделі можуть стикатися з практичними проблемами: під час оцінювання GARCH(1,1) було зафіксовано попередження про збіжність, що вказує на обмеження стандартної GARCH-специфікації, особливо при використанні нормального розподілу залишків. Також до проблем належать складність оцінки та неповне врахування всіх особливостей розподілу фінансових даних (наприклад, лептокуртозису в залишках GARCH-моделі). Водночас модель продемонструвала високу адаптивність до змін ринкової ситуації, зокрема в періоди фінансових потрясінь.

Порівняльний аналіз двох підходів — інноваційного (на основі аналітичних можливостей Gemini 2.5 Pro) та класичного економетричного (ARIMA-GARCH) — дозволив виявити їхні унікальні переваги та обмеження у прогнозуванні фінансових ризиків та курсової динаміки EUR/USD. Інноваційний підхід виявився корисним для оперативної діагностики ринку та виявлення ключових закономірностей, тоді як економетричні моделі забезпечили формалізовану та інтерпретовану основу для кількісного прогнозування. Щодо прогнозування курсової динаміки EUR/USD, обидва підходи зіткнулися з обмеженнями. Інноваційний підхід не формував явного прогнозу курсу, а економетрична модель ARIMA(1,0,1) хоч і надала прогноз, але з високим

ступенем невизначеності, що типово для ефективних фінансових ринків. У прогнозуванні фінансових ризиків обидва підходи надали корисну інформацію. Історичний VaR від інноваційного підходу є простою мірою, тоді як GARCH-модель економетричного підходу пропонує більш динамічний та теоретично обґрунтований інструмент для прогнозування волатильності. Проте, недоліки GARCH-моделі, виявлені в дослідженні, вказують на необхідність її вдосконалення (наприклад, використання інших розподілів для залишків або більш складних специфікацій GARCH). За результатами порівняння було встановлено, що жоден з підходів не є універсальним — їхня ефективність залежить від контексту застосування, специфіки даних та цілей аналізу.

Завершальним етапом роботи стало формулювання практичних рекомендацій щодо застосування гібридного підходу до прогнозування фінансових ризиків. Щодо можливих напрямків комбінування підходів:

- Попередній аналіз та специфікація моделей: Інноваційний підхід може слугувати інструментом попереднього аналізу. Використання можливостей ШІ для швидкого аналізу даних, виявлення аномалій, структурних зсувів та вибору потенційно значущих зовнішніх факторів може допомогти у кращій специфікації економетричних моделей, підвищуючи їхню точність і прогностичну здатність.
- Валідація та доповнення: Результати аналізу, проведеного за допомогою інноваційного підходу (наприклад, виявлені патерни), можуть бути перевірені та формалізовані за допомогою економетричних моделей. Наприклад, якщо ШІ вказує на можливий вплив певного фактора, його можна включити до економетричної моделі.
- Розробка гібридних моделей: Перспективною є розробка моделей, що поєднують сильні сторони обох підходів. Наприклад, використання методів машинного навчання (частина інноваційного підходу) для прогнозування нелінійних компонентів ряду, тоді як економетричні моделі можуть моделювати більш стабільні залежності або волатильність.

- Покращення оцінки ризиків: Прогнози волатильності від GARCH-моделей можуть бути використані для розрахунку більш досконалих версій VaR (наприклад, параметричний VaR на основі GARCH або фільтрована історична симуляція). Інноваційні інструменти можуть допомогти в аналізі екстремальних значень та сценарному аналізі. Також обґрунтовано можливість комбінування оцінок ризику, де прогнозована волатильність із GARCH-моделей може бути інтегрована у вдосконалені методики розрахунку VaR.

Отже, жоден з розглянутих підходів не є універсально кращим за всіх умов. Інноваційний підхід на основі ІІІ пропонує потужні аналітичні можливості, тоді як економетричний підхід забезпечує строгість та інтерпретованість моделей. Найбільш ефективним шляхом для прогнозування фінансових ризиків та курсової динаміки EUR/USD, ймовірно, є їх інтеграція та взаємне доповнення, що дозволить отримати більш надійні та обґрунтовані результати.

Дослідження дозволило сформуванню цілісного уявлення про сильні та слабкі сторони інноваційних і класичних підходів до прогнозування фінансових ризиків, підтвердило доцільність їх інтеграції та створило основу для застосування отриманих результатів у практичній біржовій діяльності.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ser-Huang Poon, Clive W.J. Granger. Forecasting volatility in financial markets: A review. URL: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/002205103765762743> (дата звернення: 11.05.2025).
2. Md. Soumon Aziz Sarkar, U. A. Md. Ehsan Ali. EUR/USD Exchange Rate Prediction Using Machine Learning. URL: <https://www.mecs-press.org/ijmsc/ijmsc-v8-n1/v8n1-5.html> (дата звернення: 11.05.2025).
3. Arash Bahrammirzaee. A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-010-0362-z> (дата звернення: 11.05.2025).
4. Robert Engle. GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. URL: <https://www.aeaweb.org/articles?id=10.1257/jep.15.4.157> (дата звернення: 11.05.2025).
5. Peter R. Hansen, Asger Lunde. A forecast comparison of volatility models: does anything beat a GARCH (1, 1)?. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/jae.800> (дата звернення: 11.05.2025).
6. Emese Lazar, Jingqi Pan, Shixuan Wang. On the estimation of Value-at-Risk and Expected Shortfall at extreme levels. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405851324000102> (дата звернення: 14.05.2025).
7. John Hull. Risk Management and Financial Institutions. URL: https://www.researchgate.net/profile/John-Hull-6/publication/40945940_Risk_Management_and_Financial_Institution/links/00b7d5335d8de87a9f000000/Risk-Management-and-Financial-Institution.pdf (дата звернення: 14.05.2025).
8. Saqib Aziz, Michael Dowling, Helmi Hammami, Anke Piepenbrink. Machine learning in finance: A topic modeling approach. URL:

- https://www.researchgate.net/publication/352384957_Machine_learning_in_finance_A_topic_modeling_approach (дата звернення: 14.05.2025).
9. Томашук, І., & Томашук, І. (2022). Управління фінансовими ризиками підприємства як складова забезпечення сталого функціонування суб'єкта економіки. *Економіка та суспільство*, (39). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-39-64> (дата звернення: 14.05.2025).
 10. Bank for International Settlements. Triennial Central Bank Survey of foreign exchange and Over-the-counter (OTC) derivatives markets in 2022. URL: <https://www.bis.org/statistics/rpfx22.htm> (дата звернення: 14.05.2025).
 11. Yufan Chen. Application of GARCH Model in the Field of Finance. URL: https://www.researchgate.net/publication/386561382_Application_of_GARCH_Model_in_the_Field_of_Finance (дата звернення: 14.05.2025).
 12. Дані про зміни курсу валютної пари EUR-USD. URL: <https://www.macrotrends.net/2548/euro-dollar-exchange-rate-historical-chart> (дата звернення: 14.05.2025).
 13. Коба, Б.О. і Половенко, Л.П. 2024. Статистичне дослідження валютних курсів на основі використання штучного інтелекту. *Прикладні аспекти сучасних міждисциплінарних досліджень*. (Груд 2024), С. 240-242. (дата звернення: 14.05.2025).
 14. Коба Б. О. Статистичне дослідження валютної пари «євро – долар» з використанням штучного інтелекту. *Вісник студентського наукового товариства Донецького національного університету імені Василя Стуса* / ред. кол. М. І. Прихненко (голова) та ін. Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса, 2025. Вип. 17, т. 1. С. 176-181. URL: <https://jvestnik-sss.donnu.edu.ua/article/view/17325><https://jvestnik-sss.donnu.edu.ua/article/view/17325> (дата звернення: 14.05.2025).
 15. Сохацька О.М. , Панасюк В.М. , Роговська-Іщук І.В. , Вінницький С.І. Фундаментальний та технічний аналізи міжнародних ринків. Тернопіль: ЗУНУ, 2022. 309 с. URL: <http://dspace.wunu.edu.ua/handle/316497/46103> (дата звернення: 14.05.2025).

- 16.Чінмай Соні. Базовий посібник з торгівлі на ринку Форекс. URL: <https://tradersunion.com/ua/what-is-forex/> (дата звернення: 15.05.2025).
- 17.Ahmidi Mohamed. How AI Is Changing the Forex Trading Game. URL: <https://medium.com/@karama1976/how-ai-is-changing-the-forex-trading-game-ce92665d2ec7> (дата звернення: 15.05.2025).
- 18.Adam Hayes. Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Prediction Model. URL: <https://www.investopedia.com/terms/a/autoregressive-integrated-moving-average-arima.asp> (дата звернення: 15.05.2025).
- 19.The Investopedia Team. GARCH Model: Definition and Uses in Statistics. URL: <https://www.investopedia.com/terms/g/garch.asp> (дата звернення: 15.05.2025).
- 20.Foreign Exchange Market Report by Counterparty (Reporting Dealers, Other Financial Institutions, Non-financial Customers), Type (Currency Swap, Outright Forward and FX Swaps, FX Options), and Region 2024-2032. URL: <https://www.imarcgroup.com/foreign-exchange-market> (дата звернення: 15.05.2025).
- 21.M4Markets. The Future of Forex: Leveraging Artificial Intelligence in Currency Trading. URL: <https://www.linkedin.com/pulse/future-forex-leveraging-artificial-intelligence-currency-trading/> (дата звернення: 15.05.2025).
- 22.Jupyter Notebook. URL: <https://jupyter.org/>
- 23.Gemini Pro 2.5. URL: <https://gemini.google.com/app>
- 24.Kexin Jin. An Analysis of the Predictive Ability of ARIMA-GARCH Models on the S&P 500 Index During the 2008 Financial Crisis and the 2020 COVID-19 Pandemic. URL: <https://www.atlantispress.com/proceedings/icfied-25/126010510> (дата звернення: 17.05.2025).
- 25.Abolfazl Saghafi, Maryam Bagherian, Farhad Shokoohi. Forecasting Forex EUR/USD Closing Prices Using a Dual-Input Deep Learning Model with Technical and Fundamental Indicators. URL: <https://www.mdpi.com/2227-7390/13/9/1472> (дата звернення: 17.05.2025).
- 26.Anisa, Ira Yudistira, Tony Yulianto. Application of the ARIMA-GARCH Model for Forecasting Indonesia's Monthly Inflation Rate. URL: https://www.researchgate.net/publication/391612925_Application_of_the_ARIMA-

[GARCH Model for Forecasting Indonesia%27s Monthly Inflation Rate](#)

(дата

звернення: 17.05.2025).

- 27.Kévin Cédric Guyard, Michel Deriaz. Predicting Foreign Exchange EUR/USD Direction Using Machine Learning. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3696271.3696272> (дата звернення: 17.05.2025).
- 28.Sarah Lee. 5 ARIMA Techniques for Enhancing Financial Forecasting Models. URL: <https://www.numberanalytics.com/blog/5-arima-techniques-enhancing-financial-forecasting-models> (дата звернення: 17.05.2025).
- 29.Xiangyu Shi, Hongcheng Ding, Salaar Faroog, Deshinta Arrova Dewi, Shamsul Nahar Abdullah, Bahiah A Malek. EUR/USD Exchange Rate Forecasting Incorporating Text Mining Based on Pre-trained Language Models and Deep Learning Methods. URL: <https://arxiv.org/abs/2411.07560> (дата звернення: 19.05.2025).
- 30.Jingyi Wei, Steve Yang, Zhenyu Cui. Integrated GARCH-GRU in Financial Volatility Forecasting. URL: <https://arxiv.org/abs/2504.09380> (дата звернення: 19.05.2025).
- 31.Hongpei Shao, Da-Qing Zhang, Feilong Lu. Enhanced Prediction Model for Time Series Characterized by GARCH via Interval Type-2 Fuzzy Inference System. URL: <https://arxiv.org/abs/2505.01675> (дата звернення: 20.05.2025).
- 32.Hongcheng Ding, Xuanze Zhao, Zixiao Jiang, Shamsul Nahar Abdullah, Deshinta Arrova Dewi. EUR-USD Exchange Rate Forecasting Based on Information Fusion with Large Language Models and Deep Learning Methods. URL: <https://arxiv.org/abs/2408.13214> (дата звернення: 20.05.2025).
- 33.Will Kenton. What Is the GARCH Process? How It's Used in Different Forms. URL: <https://www.investopedia.com/terms/g/generalalizedautogressiveconditionalheteroskedasticity.asp> (дата звернення: 22.05.2024).
- 34.Said Lakhal. Forecasting the EUR/USD Exchange Rate Using ARIMA and Machine Learning Models. URL: https://www.researchgate.net/publication/383543167_Forecasting_the_EURUSD_Exchange_Rate_Using_ARIMA_and_Machine_Learning_Models (дата звернення: 22.05.2025).

35. Jakub Michańków, Łukasz Kwiatkowski, Jakub Morajda. Combining Deep Learning and GARCH Models for Financial Volatility and Risk Forecasting. URL: <https://arxiv.org/abs/2310.01063> (дата звернення: 22.05.2025).
36. Lamia Benzid, Foued Saâdaoui. Forecasting Volatility in the EUR/USD Exchange Rate Utilizing Fractional Autoregressive Models URL: <https://www.worldscientific.com/doi/10.1142/S0219477524400327> (дата звернення: 22.05.2025).
37. Мельник О.І. Моделювання валютного курсу економіко-математичними методами. URL: https://theses.oa.edu.ua/DATA/3542/%D0%9C%D0%B5%D0%BB%D1%8C%D0%BD%D0%B8%D0%BA_%D0%B4%D1%80%D1%83%D0%BA.pdf (дата звернення: 22.05.2025).
38. Мінфін. EUR/USD: ситуація на ринку та прогнози аналітиків. URL: <https://new.minfin.com.ua/ua/lblv/valjutnaja-para-eur-usd> (дата звернення: 23.05.2025).
39. Слободяник А.М. Ризики на біржовому ринку. URL: <https://conf.ztu.edu.ua/wp-content/uploads/2017/09/249.pdf> (дата звернення: 24.05.2025).
40. Парфенцева Н. О., Голубова Г. В. Моделювання фінансових ризиків на основі статистичних методів оцінювання. URL: <https://nasoa-journal.com.ua/index.php/journal/article/download/257/252/> (дата звернення: 25.05.2025).
41. Mukachevo.net. Торгівля на біржі Форекс. Плюси і мінуси. URL: https://mukachevo.net/news/torhivlia-na-birzi-foreks-pliusy-i-minusy_3290568.html (дата звернення: 27.05.2025).
42. Кірейцев Г.Г. Фінансовий менеджмент. Житомир: ЖІТІ, 2001. – 440 с. URL: <https://buklib.net/books/21874/> (дата звернення: 27.05.2025).
43. Marcel Deer. AI in Forex: Unveiling the Possibilities in Currency Markets. URL: <https://www.fortrade.com/a/blog/ai-in-forex-unveiling-the-possibilities-in-currency-markets/> (дата звернення: 27.05.2025).

44. An Effective Hybrid Approach for Forecasting Currency Exchange Rates Sustainability / M.-L. Shen, Ch.-F. Lee, H. -H. Liu, P.-Y. Chang, Ch. -H. Yang. URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/5/2761> (дата звернення: 27.05.2025).
45. Європейська боргова криза. (03.03.2025). URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%84%D0%B2%D1%80%D0%BE%D0%BF%D0%B5%D0%B9%D1%81%D1%8C%D0%BA%D0%B0_%D0%B1%D0%BE%D1%80%D0%B3%D0%BE%D0%B2%D0%B0_%D0%BA%D1%80%D0%B8%D0%B7%D0%B0 (дата звернення: 28.05.2025).
46. Левчук, Ірина. Боргова криза ЄС та перспективи євро. *Економіка України в умовах глобалізації і регіоналізації* : зб. тез доп. Міжнар. наук.-практ. конф. студ. та молод. вчених / редкол. : С. В. Гродський, Ю. П. Гуменюк, М. А. Живко [та ін.] ; відп. за вип. Є. В. Савельєв. Тернопіль : ТНЕУ, 2014. С. 192-195. URL: <https://dspace.wunu.edu.ua/handle/316497/17205> (дата звернення: 28.05.2025).