

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ «КИЇВСЬКИЙ
ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Інститут прикладного системного аналізу

Кафедра математичних методів системного аналізу

До захисту допущено завідувач кафедри _____ О.Л. Тимошук
«__» _____ 20__ р.

Дипломна робота

на здобуття ступеня бакалавра

за освітньо-професійною програмою «Системний аналіз і управління»

спеціальності 124 «Системний аналіз»

на тему: «Система підтримки прийняття рішень для моделювання і
прогнозування ринкового ризику»

Виконав:

Студент IV курсу, групи КА-73 Смиковська Д. В. _____

Керівник:

д.т.н., професор Бідюк П.І. _____

Консультант з економічного розділу:

доцент, к.е.н. Рощина Н.В. _____

Консультант з нормоконтролю:

доцент, к.т.н. Коваленко А.Є. _____

Рецензент:

д.т.н., професор Теленик С.Ф. _____

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2021 року

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Інститут прикладного системного аналізу

Кафедра математичних методів системного аналізу

Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)

Спеціальність – 124 «Системний аналіз»

Освітньо-професійна програма «Системний аналіз і управління»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ О.Л. Тимощук

«__» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

на дипломну роботу студенту

Смиковській Дарині Василівні

1. Тема роботи «Система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику», керівник роботи Бідюк Петро Іванович д.т.н., професор, затверджені наказом по університету від 26.05.2021 р. №1344-с
2. Термін подання студентом роботи _____
3. Вихідні дані до роботи: система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику
4. Зміст роботи: моделювання та прогнозування ринкового ризику за допомогою побудови системи підтримки прийняття рішень
5. Перелік ілюстративного матеріалу (із зазначенням плакатів, презентацій тощо): презентація

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
Економічний	Рощина Н.В., доцент, к.е.н.		

6. Консультанти розділів роботи

7. Дата видачі завдання: 02.03.2021

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Затвердження теми ДР	02.03.2021-10.03.2021	виконано
2	Ознайомлення зі структурою БДР згідно з Положенням про державну атестацію студентів НТУУ «КПІ ім. І. Сікорського»	11.03.2021-24.03.2021	виконано
3	Ознайомлення з ДСТУ 3008-95 та стандарти ЄСПД	25.03.2021-31.03.2021	виконано
4	Проведення дослідження за темою БДР під керівництвом керівника	01.04.2021-15.04.2021	виконано
5	Завершення роботи над першим варіантом частини БДР	16.04.2021-29.04.2021	виконано
6	Проведення роботи над експериментальною частиною БДР	30.04.2021-19.05.2021	виконано
7	Проведення роботи над програмним продуктом	19.05.2021-26.05.2021	виконано
8	Таблиця 1.1 Оформлення БДР та аналіз отриманих результатів	Таблиця 1.2 19.05.2021-26.05.2021	виконано

Студент

Д.В. Смиковська

Керівник

П.І. Бідюк

АНОТАЦІЯ

Дипломна робота: 129 с., 11 табл., 44 рис., 2 дод., 28 джерел.

РИНКОВИЙ РИЗИК, ГЕТЕРОСКЕДАСТИЧНІ ПРОЦЕСИ, ВОЛАТИЛЬНІСТЬ, АРУГ, УАРУГ, ВАРТІСТЬ ПІД РИЗИКОМ.

Тема: система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику.

У даній роботі розглянуто задачу моделювання, прогнозування і оцінювання ринкових ризиків з використанням методології VaR та побудована система підтримки прийняття рішень.

Об'єкт дослідження – система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику.

Предмет дослідження: підхід до менеджменту ринкового ризику з використанням методології VaR.

Мета роботи – покращити точність оцінки ринкового ризику шляхом побудови якісних гетероскедастичних моделей для прогнозування волатильності.

Створено систему підтримки прийняття рішень на базі авторегресійних умовно гетероскедастичних моделей, що надає змогу наочно відобразити ситуацію на ринку, оцінити волатильність та зробити прогноз на основі аналізу реальних даних.

Система реалізована на мові програмування Python. Наведено приклади роботи програми на основі реальних фінансових даних. Використані дані цінами на акції компанії Netflix за останні п'ять років.

ABSTRACT

Bachelor thesis: 129 p., 11 tabl., 44 fig., 2 append., 28 sources.

MARKET RISK, HETEROSCEDASTIC PROCESSES, VOLATILITY, ARUG, UARUG, COST AT RISK.

Theme: decision support system for modeling and forecasting market risk.

This work considers the problem of modeling, forecasting and analyzing of market financial risks using the VaR methodology and created a decision support system.

Object of research: decision support system for modeling and forecasting market risk.

Subject of research: approach to market risk management using VaR methodology.

The aim of the work is to improve an accuracy of market risk assessment by building high-quality heteroskedastic models for predicting volatility.

A decision support system based on autoregressive conditionally heteroskedastic models has been created, which allows to visually reflect the market situation, assess volatility and make a forecast based on the analysis of real data.

The system is implemented in a multi-paradigm numerical computing environment PyCharm by using a programming language Python. Examples of application software for forecasting is given on the basis of real financial data. For analysis and forecasting, real data from Netflix has been used: stock prices have been used for the past five years.

ПЕРЕЛІК ПРИЙНЯТНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

СППР	система підтримки прийняття рішень		
АКФ	автокореляційна функція		
ЧАКФ	часткова автокореляційна функція		
АРУГ	авторегресійна умовна гетероскедастичність		
УАРУГ	узагальнена	авторегресійна	умовна
гетероскедастичність;			
Е-УАРУГ	експоненційна узагальнена авторегресійна умовна		
гетероскедастичність;			
ARCH	Autoregressive	Conditionally	Heteroscedastic
(авторегресійна умовна гетероскедастичність);			
GARCH	Generalised	Autoregressive	Conditionally
Heteroscedastic (узагальнена авторегресійна умовна гетероскедастичність);			
EGARCH	Exponential	generalized	autoregressive conditional
heteroscedastic	(експоненційна	узагальнена	авторегресійна умовна
гетероскедастичність);			

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 ЗАДАЧА МОДЕЛЮВАННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ РИНКОВИХ РИЗИКІВ	11
1.1 Актуальність задачі аналізу ринкових ризиків	11
1.2 Загальна характеристика ризиків	12
1.2.1 Ринкові ризики та їх класифікація	18
1.3 Методи менеджменту ринкових ризиків	22
1.4 Огляд відомих моделей опису ринкових ризиків	25
1.5 Можливості побудови і використання СППР для аналізу ризиків.....	29
1.6 Висновки до розділу і постановка задачі	31
РОЗДІЛ 2 ВИБІР МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АНАЛІЗУ РИНКОВОГО РИЗИКУ.....	33
2.1 Моделі гетероскедастичних процесів	33
2.2 Моделі авторегресійної умовної гетероскедастичності (АРУГ).....	34
2.2.1 Узагальнена модель АРУГ (УАРУГ) та експоненційна УАРУГ (Е-УАРУГ)	36
2.2.2 Перевірка наявності гетероскедастичності	37
2.3 Моделі у формі байєсівських мереж.....	40
2.3.1 Методика побудови математичної моделі у формі байєсівської мережі	43
2.3.2 Приклад застосування	46
2.4 Методика Value-At-Risk (VaR) для оцінювання ринкового ризику	46
2.6 Висновки до розділу	52
РОЗДІЛ 3 ВИКОНАННЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ З МЕТОЮ ОЦІНЮВАННЯ РИНКОВОГО РИЗИКУ ЗА ДОПОМОГОЮ СППР	54

3.1 Архітектура і функції системи.....	54
3.2 Вибір інструментальної платформи для реалізації	55
3.3 Методи вимірювання VaR.....	57
3.4 Аналіз даних та демонстрація результатів роботи програми.....	59
3.6 Висновки до розділу	73
РОЗДІЛ 4 ФУНКЦІОНАЛЬНО-ВАРТІСНИЙ АНАЛІЗ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ.....	75
4.1 Постановка задачі проектування.....	75
4.2 Обґрунтування функцій програмного продукту.....	76
4.3 Обґрунтування системи параметрів ПП	79
4.4 Аналіз експертного оцінювання параметрів	82
4.5 Аналіз рівня якості варіантів реалізації функцій.....	86
4.6 Економічний аналіз варіантів розробки ПП.....	87
4.7 Вибір кращого варіанту ПП техніко-економічного рівня	93
4.8 Висновки до розділу 4	94
ВИСНОВКИ ДО РОБОТИ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ	96
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	99
ДОДАТОК А (ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ).....	102
ДОДАТОК Б (ІЛЮСТРАТИВНИЙ МАТЕРІАЛ ДОПОВІДІ)	119

ВСТУП

З моменту виникнення ринку, ризики, що є пов'язані з ними були однією із найбільш важливих проблем та питань, що поставали перед суспільством як безпосереднім суб'єктом ринку. Прогнозування волатильності ринку є важливою та цікавою темою досліджень так як має безпосередній вплив на рішення пов'язані із торгами. Моделювання та прогнозування ринкових ризиків є найбільш актуальним для країн з економікою, що розвиваються (до прикладу Україна).

У даній роботі досліджується та вивчаються системи підтримки прийняття рішень з побудовою моделі прогнозування ризиків на ринку. Проводиться аналіз методів управління ризиками та методологій процесу прийняття рішень пов'язаних із ними. Розглядаються особливості управління ринковими ризиками та досліджуються математичні та статистичні методи і моделі для моделювання виникнення ризиків на фінансовому ринку.

Дана робота складається з двох розділів. У першому розділі аналізується актуальність даного дослідження, проводиться огляд основних принципів управління ризиками на ринку, як окремому виді діяльності з характерними ознаками та методиками побудови ринкових моделей. Проведено аналіз ризиків за їх класифікацією з урахуванням різних типів кластеризацій, а також розглянуто доцільність побудови та застосування системи підтримки прийняття рішень до аналізу фінансових та ринкових ризиків.

Другий розділ присвячено вибору методу та моделі, що надалі використовуватимуться в практичній частині дипломної роботи для аналізу ринкових ризиків. А саме розглянуто принципи та методику застосування та побудови моделей для гетероскедастичних процесів, застосування моделі умовної гетероскедастичності за допомогою авторегресій. Проведено порівняння ефективності та актуальності використання АРУГ, узагальненої моделі АРУГ та відповідної експоненційної УАРУГ. Представлено безпосередні

переваги та недоліки використання байєсівських мереж, з представленням відповідної методики побудови математичної моделі у формі байєсівської мережі та прикладом, де використання байєсівських мереж для моделювання ризиків є актуальним для сучасного ринку. Розглянено уточнюючу методику Value-At-Risk для оцінювання ринкових ризиків.

РОЗДІЛ 1 ЗАДАЧА МОДЕЛЮВАННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ РИНКОВИХ РИЗИКІВ

1.1 Актуальність задачі аналізу ринкових ризиків

Функціонування фінансового ринку за минулі десятиліття зазнало змін через швидкий темп зростання технологічного прогресу: це призвело до очікуваної конкуренції між банками і появою нових можливостей для них. Кінець 80-их минулого століття для банківського бізнеса охарактеризувався тенденцією, коли вимоги до установленого законодавством мінімального резерву капіталу, що розрахований як відсоток від активів, зважених на ризик, який фінансова установа чи інвестиційна фірма має і підтримує, збільшилися. Окрім того, тоді ж з'явилася тенденція, коли прибутковість фінансових установ, що належали традиційному банківському бізнесу, почала зменшуватись. Це послугувало каталізатором для того, щоб банки почали проникати в нові сфери діяльності. В той же час почалось розширення ринків і банки все більше залучалися до можливості створення нових продуктів, послуг, технологій і нових інструментів. На сьогодні, основними джерелами отримання банками прибутковості є отримання доходу за рахунок комісійних виплат і торгівля на фінансових ринках. Прибуток, який отримується за допомогою таких інструментів як ф'ючерси і опціони, котрі не фігурують у ролі активів і пасивів, несуть за собою деякі ризики для банків. Окрім того, хоч вони й допомагають отримати високий прибуток, що є значно нестійким, а отже, як результат, наражає банки на нові ризики та збільшує вже існуючі.

Слід зазначити, що всі фінансові рішення супроводжуються ризиками. Коли ми говоримо про фінансові інновації в банківській сфері, то одразу ж зустрічаємось з головною проблемою, адже такі інновації, особливо в області незбалансованих інструментів, мають ймовірність стати причиною підвищення нестійкості банківської системи і концентрації ризику.

Коли йде мова про ринок, який налічує інвестицій на мільярди доларів, то слово “можлива”, із означення ризику, раптом зникає, тому що на такому масштабі навіть небезпечна ситуація з вірогідністю відбутися у 0.01% може призвести до величезних втрат.

Отже, ми зрозуміли, що ризик у контексті ринку синонімічний слову небезпека, тому давайте переформулюємо питання. Чому аналіз небезпек на ринку має актуальність сьогодні? Якщо спробувати відповісти на це питання максимально лаконічно, то можна сказати, що нам необхідно аналізувати небезпеки, щоб не зумовити появу фінансових втрат.

Давайте детальніше розглянемо, як ризики можуть вплинути на втрату коштів. Розглянемо ситуацію, яка недавно відбулась на ринку криптовалюти BitCoin. Компанія Tesla відмовилась приймати криптовалюту як засіб оплати своїх товарів через те, що для отримання криптовалюти витрачається багато екологічних ресурсів Землі, що призвело до спаду ціни криптовалюти BitCoin на 17%. Підсумуємо, публічний відказ великої компанії від взаємодії з ринком призвів до дестабілізації цього ринку.

Варто зазначити, що аналіз ризиків необхідний будь якому “гравцю” на ринку. Якщо звичайна людина має можливість інвестувати суму коштів, то їй варто проаналізувати куди краще всього їх вкласти. Саме тому тема ризик-менеджменту є дуже актуальною в сучасному світі.

1.2 Загальна характеристика ризиків

Ризиком можна назвати добуток ймовірності на збиток, тобто це завжди можливість отримання непередбачуваного результату. В сучасній економіці визначення “ризик” є багатостороннім і досить часто має різний сенс. Зазвичай під імовірнісним характером результату мається на увазі отримання втрат, проте

більш точним поняттям є саме отримання результату, який відрізняється від очікуваного.

Ризики притаманні будь-якій сфері діяльності і, слід зазначити, що всі фінансові рішення супроводжуються ризиками. Коли ми говоримо про фінансовий ризик, то завжди маємо на увазі ймовірність отримання або втрати доходу в умовах невизначеності положень фінансової діяльності фізичної або юридичної особи.

Причини виникнення ризиків можна описати трьома важливими характеристиками: невизначеність, тобто, коли неможливо передбачити єдиний розвиток подій через брак достовірної повної інформації про середовище; випадковість, тобто можливе настання несприятливого впливу зовнішніх чи внутрішніх чинників у процесі здійснення діяльності; конфліктність. Крім того, існують такі причини виникнення ризику як: виникнення трудових конфліктів, політичні рішення, котрі мають прямий вплив на економіку в цілому, зміни у продуктивності праці, порушення договірних зобов'язань і свідомо протидія учасників ринку.

Для успішного аналізу ризиків ми постаємо перед необхідністю їх класифікації та структурування. На практиці існує дуже велика кількість проявів ризику та критеріїв їх поділу, тому в сучасній фінансовій теорії не розроблена вичерпна класифікація ризиків і існує складність розробки єдиної та узгодженої, але ми можемо визначити і відокремити ризики за характером їх виникнення: розрізняють екзогенні (внутрішні) та ендегенні (зовнішні).

Ризики, що відносяться до зовнішніх, відповідно до назви, виникають, незалежно від діяльності фінансової установи, у зовнішньому середовищі щодо цієї самої установи. Особливість таких ризиків це те, що вони майже не піддаються кількісному оцінюванню, тобто їм не можна надати числового значення.

Зовнішні ризики можна класифікувати на такі основні групи:

1. Політичний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є зміна політичної ситуації в країні: війна, закриття кордонів, дестабілізація міжнародних відносин, тощо;
2. Економічний ризик - характеризується ймовірністю відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є зміна економічної ситуації в країні: економічна криза або дестабілізація ринку;
3. Соціальний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є зміна соціальної ситуації в країні;
4. Форс-мажорний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є виникнення катастрофи, непередбачуваних обставин або стихійні лиха;
5. Регуляторний (правовий) ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є зміна діючого законодавства або діючих регуляторних актів;
6. Системний ризик - характеризується ймовірністю виникнення певного стану, наслідком якого є дестабілізація сектору фінансових корпорацій, в результаті чого призводить до повної або часткової неплатоспроможності суттєвої кількості взаємозалежних фінансових агентів.

Внутрішні ризики виникають, як наслідок діяльності установи, що розглядається. На відміну від зовнішніх ризиків, внутрішні ризики набагато легше ідентифікувати і аналізувати.

Внутрішні ризики, згідно з загальною класифікацією, можна поділити на дві загальні групи - фінансові (квантифіковані) і нефінансові (неквантифіковані) ризики. Різниця між цими двома групами заключається в можливості проведення кількісного оцінювання. Для нефінансових (неквантифікованих) ризиків характерна низька ймовірність надання кількісної оцінки, на відміну від фінансових (квантифікованих), що пояснюється наявністю прямої залежності між прибутком і рівнем ризику.

Нефінансові (неквантифіковані) ризики пов'язані з організацією банківських операцій і корпоративним управлінням. До них можна віднести такі основні категорії ризиків:

1. Корпоративний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є некомпетентне корпоративне управління: помилкове визначення стратегічних бізнес-процесів, помилковий або неефективний розподіл функціональних обов'язків, тощо.

2. Ризик репутації - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є несприятливе сприйняття іміджу установи клієнтами, контрагентами, акціонерами, партнерами або органами нагляду.

Ризик втрати репутації безпосередньо впливає на можливість підтримувати установою існуючі відносини з контрагентами, партнерами; на спроможність установи встановлювати нові відносини з контрагентами, партнерами; на можливість створювати нові послуги або продукти.

Результатом втрати репутації є зменшення або втрата клієнтської бази або знищення вартості акціонерів, а отже й зниження фінансових надходжень та негативний вплив на капітал установи.

3. Інноваційний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є помилковий вибір інноваційних проектів.

Інноваційний ризик виникає через недостатній аналіз вибору пріоритетів економічної стратегії підприємства, помилкове оцінювання фінансової стійкості підприємства на ринку.

4. Стратегічний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є неефективні управлінські рішення та неадекватне реагування на зміни в бізнес-середовищі.

Стратегічний ризик насамперед пов'язують з виникненням несумісності: стратегічних цілей банку, розроблених для досягнення цих цілей бізнес-

стратегій, бази ресурсів (важливо зазначити, що ресурси можуть бути як нематеріальними, так і матеріальними), задіяних для досягнення цих цілей.

5. Ризик виконавця - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причинами якого є некомпетентне виконання професійних обов'язків або прийняття алогічних рішень в конкретних ситуаціях.

6. Ризик шахрайства - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є втрата коштів, інтелектуальної власності або матеріальної власності в результаті незаконних маніпуляцій.

Важливо наголосити, що основною метою в процесі управлінні ризиками, що не піддаються кількісному оцінюванню є їх мінімізація.

Фінансові (квантифіковані) ризики можна відокремити на такі основні чотири категорії:

1. Кредитний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є неспроможність сторони, що взяла на себе певні зобов'язання, виконати умови будь-якої фінансової угоди або в інший спосіб виконати взяті на себе зобов'язання. Слід зазначити, що кредитний ризик включає в себе три фактори: ймовірність невиконання зобов'язань, втрата коштів у разі неспроможності виконати зобов'язання і об'єм кредитів.

Кредитний ризик можна поділити на дві категорії: індивідуальний і портфельний. Коли ми говоримо про портфельний ризик, то маємо на увазі ризик, що виявляється у зменшенні вартості активів банку.

Джерелом портфельного кредитного ризику є загальна заборгованість за такими операціями: портфель цінних паперів, кредитний портфель, тощо. Джерелом індивідуального кредитного ризику є конкретна фізична або юридична особа, яка виступає однією зі сторін договору - емітент цінних паперів або позичальник, тощо.

Оцінити портфельний кредитний ризик можливо через аналіз здатності фірми чи особи забезпечити спроможність виплати повної суми і відсотків, що зазначені в договорі, протягом обумовленого періоду. Оцінити індивідуальний кредитний портфельний ризик можливо через аналіз диверсифікації і концентрації активів банку.

2. Ризик ліквідності - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причинами якого є нездатність визначати або враховувати зміни в ринкових умовах, які впливають на розмір необхідних коштів і прийнятні коефіцієнти, що потрібні для швидкого залучення коштів продажу активів із мінімальними втратами собівартості. Також причиною ризику ліквідності є ймовірність дисбалансу, що спричинена надмірною кількістю високоліквідних активів (активи, що перебувають в касі фінансової установи або можуть бути швидко реалізовані на ринку), в такому разі установа змушена продати частину своїх активів зі зменшеною вартістю. Ризик ліквідності також пов'язують з недотриманням своєчасного виконання своїх зобов'язань фінансовою установою. Він найчастіше виникає через нездатність управляти незапланованими відтоками коштів, змінами джерел фінансування та/або виконувати позабалансові зобов'язання.

Оцінювання рівня ризику ліквідності є досить складним, проте можливим, наприклад, за допомогою моделі часу трансформації інвестицій у гроші. Таку складність оцінювання можна пояснити тим, що багато умов впливають на цей показник.

3. Операційно-технологічний ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причинами якого є неефективне або некомпетентне корпоративне управління, недоліки в роботі системи внутрішнього контролю, інформаційних технологій та процесів обробки інформації. Зазначені недоліки можуть спричинити втрату фінансів або інтелектуальної власності. Операційно-технологічний ризик також включає в себе регуляторний ризик і ризик шахрайства.

4. Ринковий ризик - характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є зміна ринкових умов. Детально характеристику і класифікацію ринкових ризиків було розглянуто у наступному пункті цього розділу (див. пункт 1.2.1)

Основною метою в процесі управління ризиками, що піддаються кількісному оцінюванню є їх оптимізація.

Можемо представити класифікацію ризиків у такому вигляді (Рис.1.1):

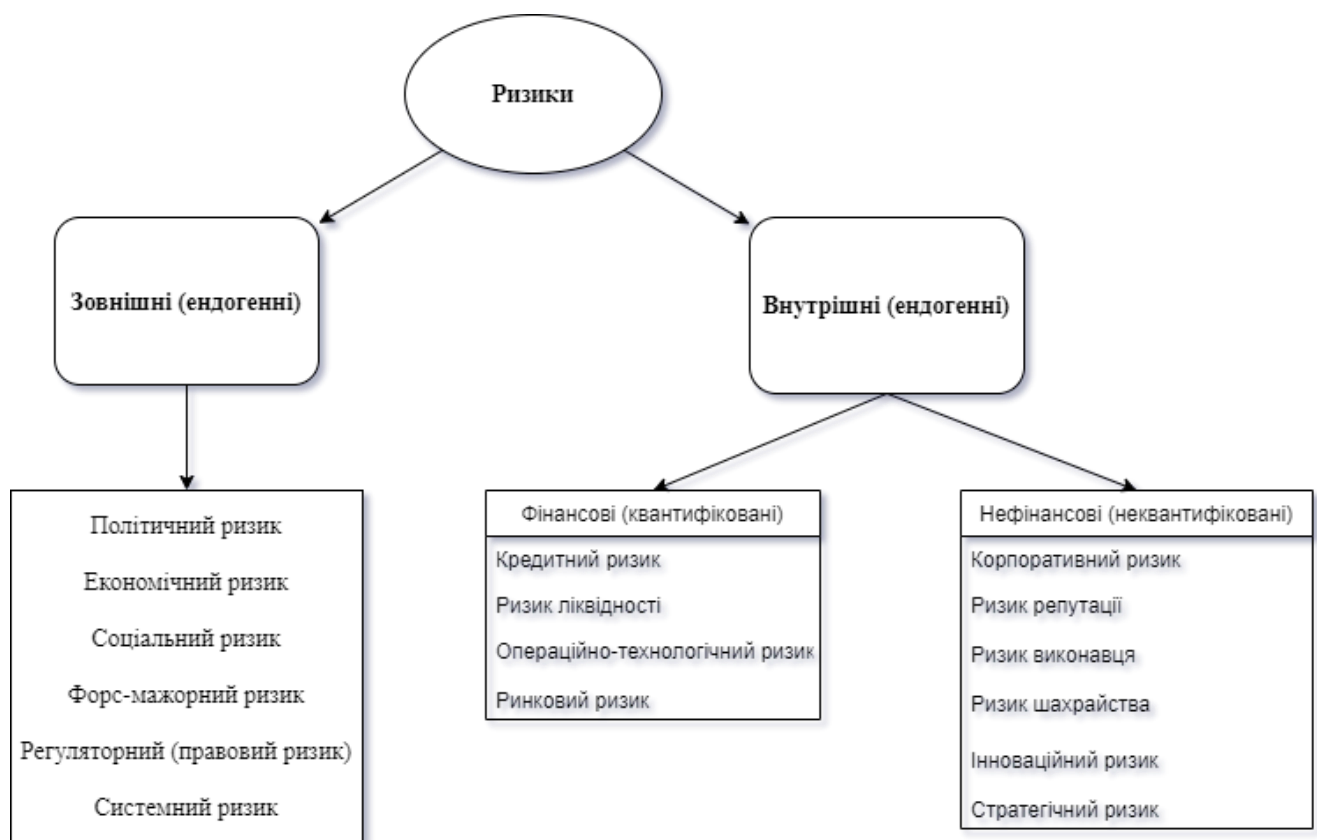


Рисунок 1.1 – Класифікація фінансового ризику

1.2.1 Ринкові ризики та їх класифікація

Ринкові ризики (market risks) є однією з основних груп фінансових ризиків, що досліджуються в цій роботі. Цій групі ризиків приділяють багато уваги на

практиці, адже вони є невід'ємним елементом, що супроводжує діяльність кожної фінансової установи.

Ринковий ризик – це можливість невідповідності характеристик економічного стану об'єкта значенням, очікуваним особами, що приймають рішення під дією ринкових факторів [1].

Ринковий ризик пов'язаний з коливанням цін на чотирьох найважливіших економічних ринках: ринку чутливих до зміни процентних ставок боргових паперів, ринку акцій, валютному ринку та товарному ринку [2]. Досить логічним є те, що у разі, коли кожен з цих ринків стає нестійким, то фінансові установи зустрічаються із потенційним ризиком коливання цін або вартості фінансових інструментів, що задіяні на ринку. Ще одним аспектом, з яким пов'язаний цей вид ризику, є конкретні дії учасників ринку, що беруть на себе відповідальність прийняття чи позбавлення ризику.

Ринковий ризик також відноситься до спекулятивного ризику, адже зміна цін може призвести до збитків чи прибутку. Його основними компонентами є: валютний і процентний ризики, ризик зміни товарних цін і ризик участі в акціонерному капіталі.

Потреба в класифікації ринкових ризиків безпосередньо пов'язана з задачею їх оцінювання і керування. Важливим є структурування проблеми за допомогою чого ми можемо знайти нешаблонний розв'язок, застосувати конкретний метод управління ризиком для того, щоб мінімізувати можливі втрати. Виходячи з принципів системного підходу, ми можемо класифікувати ризики, розподіливши їх за певними ознаками на певні групи.

Відповідно до Базельського комітету, ринковий ризик визначається як ризик збитків по балансових і позабалансових позиціях, що виникає внаслідок коливань ринкових цін. [3]

Існує такий розподіл на чотири основні типи ринкового ризику:

- ризик власного капіталу (фондовий ризик/ціновий ризик ринку акцій);
- ризик процентних ставок (процентний ризик);

- валютний ризик;
- товарний ризик.

Ризик власного капіталу (фондовий ризик/ціновий ризик ринку акцій) являє собою фінансовий ризик, що безпосередньо пов'язаний зі зберіганням власного капіталу (власності на активи, які можуть мати заборгованість чи інші зобов'язання) у формі певної інвестиції в акціонерний капітал. Його можна поділити на такі два типи ризиків:

- специфічний ціновий ризик, що характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є зміна вартості цінних паперів (державні або корпоративні векселі, державні або корпоративні облігації, деривативи);
- загальний ціновий ризик, що характеризується ймовірнісним відхиленням від запланованих попередніх показників, причиною якого є загальні коливання на фондовому ринку.

Рівень фондового ризику зазвичай визначається за допомогою стандартного відхилення вартості цінного паперу протягом ряду періодів часу. Стандартне відхилення буде означати нормальні коливання (ступінь мінливості досліджуваного процесу).

Ризик процентних ставок (процентний ризик) являє собою фінансовий ризик, що безпосередньо пов'язаний зі зміною середнього рівню ставок за активами. Даний ризик має вплив не тільки на прибуток фінансової установи, а й на вартість цінних паперів. Слід поділити процентний ризик на такі типи:

- Ризик переоцінки (ризик зміни вартості ресурсів), що виникає через різницю в строках погашення (для інструментів з фіксованою процентною ставкою) та переоцінки величини ставки (для інструментів із змінною процентною ставкою) банківських активів, зобов'язань та позабалансових позицій;
- Базисний ризик, який виникає через відсутність достатньо тісного зв'язку між коригуванням ставок, отриманих та сплачених за різними інструментами, всі інші характеристики яких щодо переоцінки є однаковими;

- Ризик кривої дохідності, який виникає через зміни в нахилі та формі кривої дохідності;
- Ризик опціонів, який постає із наявності права відмови від виконання угоди (тобто реалізації права вибору), яке прямо чи опосередковано наявне в багатьох банківських активах, зобов'язаннях та позабалансових портфелях [4].

Валютний ризик, являє собою ризик, який можна віднести або до вже існуючого ризику, або до можливого. Причиною виникнення якого є несприятлива зміна обмінного курсу між національною і деномінованою валютами. Цей вид ринкового ризику досить розпоширений та являє собою суттєву загрозу для підприємств або інвесторів, що здійснюють іноземні інвестиції або імпортують/експортують товари, послуги. Можна поділити валютний ризик на такі 4 групи:

- Економічний ризик (прогнозований ризик) являє собою ризик, при якому на ринкову вартість фірми впливають коливання валютного курсу. Прикладом такого ризику є несприятливий вплив макроекономічних умов (валютний курс, політичний баланс і державні норми) на інвестування за кордон.
- Непередбачуваний ризик являє собою ризик, який виникає, коли фірма, що здійснює інвестиції за кордон або укладає контракт на іноземний проект, постає перед економічним ризиком спричиненим результатом укладеного контракту. Прикладом такого ризику є ситуація, коли фірма чекає, коли контракт на іноземний проект буде прийнятий іноземним урядом. Цей час очікування характеризується невизначеністю чи буде накопичуватися дебіторська заборгованість, чи ні.
- Ризик транзакції являє собою ризик, який виникає, коли фірми укладають дериватив в умовах коливання валютного курсу.
- Ризик перекладу являє собою ризик, що впливає на фінансову звітність через коливання валютного курсу. Має дуже значний вплив на грошові потоки фірми і, як результат, на вартість активів.

Товарний ризик являє собою ризик, який виникає через коливання цін на біржові товари. Результатом такого ризику є невизначеність на ринкову вартість

і розмір майбутнього доходу компанії. Можна виділити такі основні три групи: ціновий ризик, ризик витрат (ризик вхідної ціни), кількісний ризик. Існує чотири категорії агентів, які вразливі до товарного ризику: експортери, покупці, виробники і уряд.

Досить розповсюдженим є ситуація, коли по мірі аналізу проблеми та пошуку для її вирішення, вводять види ризиків, які відносяться до конкретної особливості даної проблеми.

Представимо дану класифікацію ринкового ризику у такому вигляді (рис.1.2):

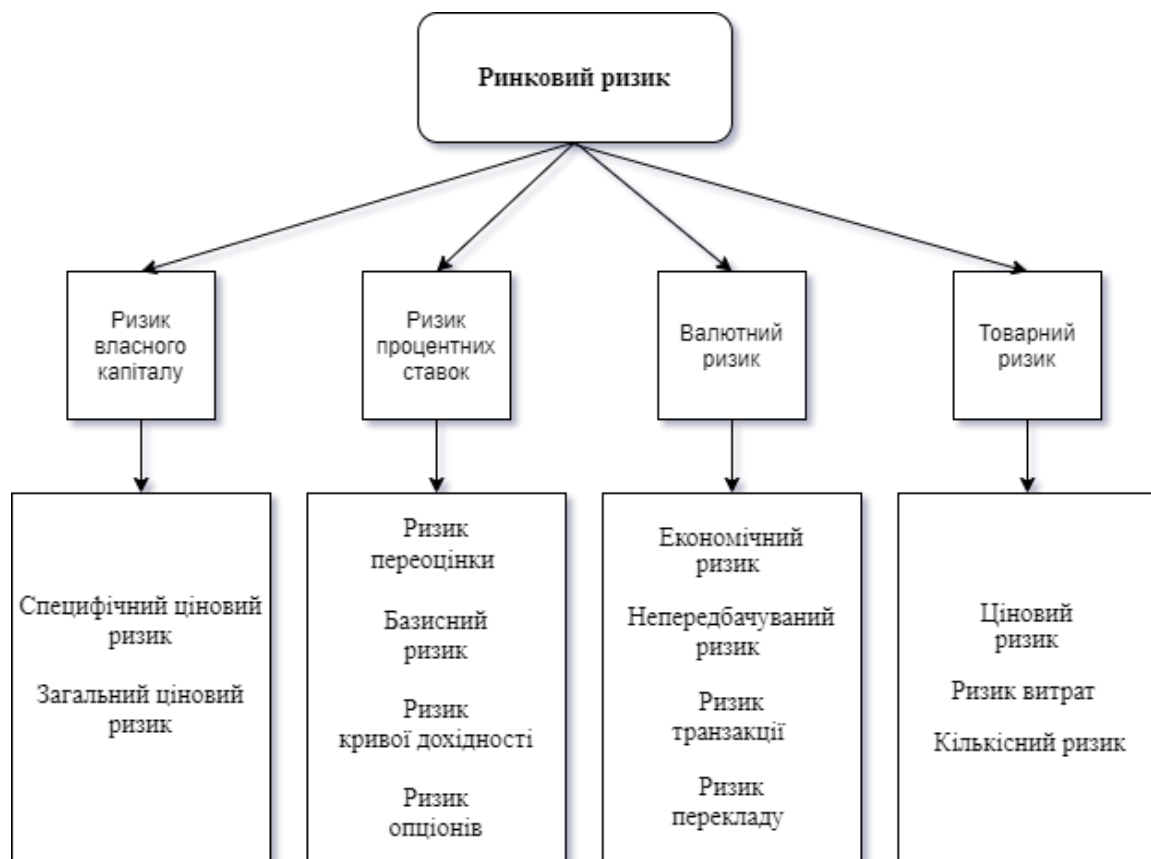


Рисунок 1.2 – Класифікація ринкового ризику

1.3 Методи менеджменту ринкових ризиків

Кожна фінансова установа має власну спеціальну політику управління ризиками, що створювалася відповідно до своїх запитів, потреб і цілей та на основі емпіричних моделей рухів факторів ринкового ризику. Ми можемо виділити спільну ознаку, що присутня абсолютно всім результативним системам управління ризиками - виконання процесу аналізу ринкового ризику. Цю процедуру можна розбити на такі ключові етапи:

1. Виявити потенційний або постійний ризик, що супроводжується аналізом ймовірності його настання і супутнім впливом на фінансові умови.
2. Оцінити вразливість елементів, що задіяні в критично важливих процесах, до конкретних загроз.
3. Визначити рівень ризик: визначити передбачувану ймовірність настання ризику та наслідки.
4. Визначити методи мінімізації рівня ризику.
5. Контролювати рівень ризику за допомогою певних контрольних положень.
6. Забезпечувати контроль відстеження рівня ризику.

Ефективне управління ризиками насамперед передбачає наявність послідовних положень, процесів, кваліфікованого персоналу і систем контролю над ризиком [5].

Оцінка ризиків повинна здійснюватися та підтверджуватися незалежною службою - виконавчим органом з ризик-менеджменту, який має ресурси, повноваження та досвід, достатній для оцінки ризиків, тестування ефективності заходів з управління ризиками та надання рекомендацій щодо здійснення відповідних коригуючих дій [6].

Також можна виділити загальну політику управління ризиками, що включає в себе:

1. Оцінювання портфелів, що відображають коливання вартості активів в залежності від руху ринкових цін.
2. Оцінювання кредитного ризику.
3. Ліміти присутності на нових ринках.

4. Внутрішні фінансові ліміти операцій.
5. Спеціальні положення, що включають в себе передбачення зупинки (повністю або тимчасово) збиткових операцій.
6. Техніку моделювання VaR (value at risk - сума під ризиком, див. пункт 2.4).

Ринкові ризики є досить небезпечними для фінансових установ або організацій, адже можуть призвести до дестабілізації фінансової стійкості.

Ми можемо виділити основні механізми керування ризиками:

1. Хеджування можна назвати одним із найпоширеніших та найбільш використовуваних механізмів управління ринковими ризиками. Можна описати роботу цього механізму так: для зниження рівня ризику укладається певна угода, що спрямована на страхування вартості товару або валютного ризику при укладанні деривативів.

2. Резервування це такий спосіб управління сукупним ризиком, при якому здійснюється створення коштових резервів з метою покриття очікуваних фінансових втрат. Резервування лише умовно є методом управління ризиком, адже цей спосіб ніяк не впливає на ймовірність появи ризику. Тобто резервування це більше превентивна міра (компенсація) для можливих втрат, що спричинені ризиком.

3. Диверсифікація це такий спосіб управління ризиками, при якому установа володіє сукупністю фінансових активів для зниження загального рівня ризику. Диверсифікація дозволяє зменшити максимально можливу втрату за одну подію. Зазвичай диверсифікація використовує для зменшення ринкового ризику при формуванні портфелю активів чи пасивів.

4. Мінімізація це такий спосіб управління ризиками, при якому установа ставить за ціль зведення до мінімуму коливань чистої вартості портфеля шляхом підтримки певного балансу між зобов'язаннями і активами.

5. Страхування це такий спосіб управління ризиками для якого головною метою є відшкодування можливого фінансового збитку при реалізації певних фінансових ризиків.

6. Відмова від ризикованої операції.

Слід зазначити, що обов'язковим етапом для менеджменту ринковими ризиками є стрес-тести і аналіз побудованих можливих сценаріїв. Тільки при ефективному аналізі можливих сценаріїв розвитку ринкових рухів і стрес-тестуванні фінансова установа може: адекватно оцінити загрозу ризику та мінімізувати ймовірні збитки, сформулювати розуміння власних ризиків діяльності, створити власний «запас міцності».

1.4 Огляд відомих моделей опису ринкових ризиків

Дослідження ринкових ризиків перш за все передбачає регулярне використання прийнятної інформації для оцінювання ймовірності настання несприятливих подій і масштабів їх наслідків.

Оцінювання ризиків можна поділити на два різні рівні:

- кількісний аналіз характеризується привласненням числових значень для даної проблеми;
- якісний аналіз характеризується суб'єктивною оцінкою.

У випадку кількісного аналізу методика оцінювання ризиків повинна спиратись на вартість капіталу та необхідність його підтримки на тому рівні, що потрібен для покриття можливих наслідків фінансових ризиків.

Для кількісного ризику є характерним таке визначення показника як міра ризику. Міра ризику - це абсолютна (відносна) величина або імовірнісний показник, що дозволяє отримати оцінку фінансового ризику в числовому значенні.

Для забезпечення ефективного прийняття рішень міра ризику повинна забезпечувати можливості [7]:

- чіткого, компактного, прозорого (з погляду економічного змісту) і наочного представлення даних,

- відстеження динаміки процесу;
- зіставлення оцінок ризику по різних інструментах, напрямкам діяльності і видам ризиків та одержання агрегованих оцінок;
- прийняття обґрунтованих рішень у відношенні параметрів проведення операції, у т.ч. їхніх обсягів, термінів, вартісних та інших істотних умов.

Ризик характеризують два важливих аспекти [8]:

- 1) чутливість (exposure - еластичність) критеріїв діяльності до їх наслідків;
- 2) волатильність (volatility - мінливість) фінансових індикаторів, ймовірність або частота подій.

Показник чутливості відображає відносну зміну досліджуваного економічного показника під дією одиничної відносної зміни економічного чинника, від якого він безпосередньо залежить. Також є характеристикою ризику. Рівень ризику напряму пов'язаний з чутливістю, тобто, чим вище чутливість результативного показника, тим вище ймовірність настання ризику.

Чутливість до зміни відсоткових ставок на ринку інструментів з фіксованими доходом, вимірюється дюрацією. Чим нижча ставка, тим вище вартість дальних виплат у порівнянні з короткими, і, навпаки.

Очікувана дохідність може бути оцінена простим середнім, а ризик, варіація—оцінкою дисперсії. Квадратний корінь із оцінки дисперсії дохідності – стандартне відхилення називають волатильністю (мінливістю) [9]:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (r_i - \bar{r})^2}, \quad (1.1)$$

, де N - це кількість спостережень,

$\bar{r}$ - це середнє значення, очікувана дохідність.

Волатильність необхідна для визначення мінливості фінансових результатів від використання певного інструмента.

Для фінансового ризику важливою є співзалежність дохідності і ризику, тому ми розглянемо два види дохідності фінансового активу, що приймає значення випадкової зміни при вимірі ринкових ризиків.

Для тривалих періодів часу загалом використовують геометричну дохідність, яку можна описати формулою:

$$r_i = \ln \frac{P_i}{P_{i-1}} \quad (1.2)$$

, де r_i - це дохідність активу на поточний (i -ий) момент часу,

P_i, P_{i-1} — вартість активу відповідно на поточний (i -ий) та попередній ($i-1$ -ий) моменти часу.

Геометричну дохідність дуже зручно використовувати для сукупності періодів часу, адже її можна записати як суму кількох дохідностей.

Арифметичну (дискретну) дохідність можна описати формулою:

$$r_i = \frac{P_i - P_{i-1}}{P_{i-1}} \quad (1.3)$$

, де r_i - це дохідність активу на поточний (i -тий) момент часу,

P_i, P_{i-1} — вартість активу відповідно на поточний (i -ий) та попередній ($i-1$ -ий) моменти часу.

На практиці дуже часто різниця між арифметичною і геометричною дохідністю мала [10].

Слід розглянути модель, що описує зв'язок між ризиком фінансового активу і прибутковістю. Така модель називається CAPM (Capital Asset Pricing Model), за допомогою даної моделі ми можемо розглянути прибутковість акції

відносно змін на ринку. Згідно САРМ виділяють 2 види ризиків: систематичний і несистематичний ризики.

Коли ми говоримо про систематичний ризик, то маємо на увазі ризик, що спричинений загальними змінами на ринку, що мають вплив на всі інвестиційні інструменти. Мінімізувати систематичний ризик не можна, проте він допомагає виміряти вплив ринку на прибутковість фінансових активів.

Коли ми говоримо про несистематический ризик, то маємо на увазі ризик, що пов'язаний не з загальними змінами на ринку, а з окремою компанією-емітентом.

Модель оцінки довгострокових активів має такий вигляд:

$$E(R_i) = R_f + \beta_i(E(R_m) - R_f) \quad (1.4)$$

, де $E(R_i)$ - це прогнозована ставка дохідності на довгостроковий актив,

R_f - безризикова ставка дохідності,

β_i - коефіцієнт чутливості активу до змін ринкової дохідності,

$E(R_m)$ - очікувана дохідність ринкового портфелю,

$E(R_m) - R_f$ - премія за ризик вкладення в акції.

Можна виділити такі показники, що також є мірами ризику: коефіцієнт ліквідності, коефіцієнти еластичності різноманітних показників, фінансова стійкість, резерв.

Великі фінансові установи або підприємства, які постійно мають справу з високим потенційним рівнем ринкового ризику часто розробляють власні методи його оцінювання. Таку внутрішні моделі виміру ризику досить часто мають єдину спільну методологічну основу. Зазвичай це оцінювання потенційного ринкового ризику і загальної суми фінансових збитків, що пов'язані з конкретним активом, що знаходиться у власності фінансової установи протягом певного періоду часу. Тобто, такі моделі засновані на

показниках VaR (Value-at-Risk) оцінки ризику. Більш детально цей метод буде розглянутим в наступному розділі (див. п. 2.4).

Також, слід приділити увагу такій сучасній моделі оцінювання фінансового ризику як ETL (expected shortfall) або *модель очікуваних втрат*, головною ідеєю якої є оцінювання ймовірних втрат при настанні менш ймовірної події (або втрати, що перевищують VaR).

1.5 Можливості побудови і використання СППР для аналізу ризиків

Прийняття рішень і досягнення поставленої мети в умовах сучасного світу, де існує велика кількість доступної інформації, зумовило потребу використання електронних інформаційних технологій, а, як наслідок, створення системи прийняття рішень. Побудова та використання СППР стає досить поширеним явищем і поступово виключає використання інстинктивного та прогностичного аналізу, адже дає змогу модернізувати і значно спростити процес розробки кращих рішень для зростання бізнесу.

Наведемо декілька основних означень СППР, адже єдиного означення просто не існує.

- СППР – це комп'ютеризована система, яка допомагає приймати рішення в складних умовах аналізуючи великий обсяг інформації.
- СППР – інтерактивна прикладна система, яка забезпечує користувачам, котрі приймають рішення, легкий і зручний доступ до даних і моделей з метою прийняття рішень у напівструктурованих і неструктурованих ситуаціях з різних галузей людської діяльності [11].
- СППР – інтерактивна автоматизована система, яка допомагає особі, яка приймає рішення, використовувати дані і моделі для розв'язання неструктурованих і слабоструктурованих проблем [11].

Тобто підсумовуючи дані означення можна сміливо сказати, що СППР це така інтерактивна комп'ютеризована система, головним значенням якої є допомога та підтримка людської діяльності, що спрямована на прийняття рішень, швидкої оцінки в складних умовах.

Для генерації рішень в СППР використовується широкий спектр алгоритмів і методів: алгоритми приведення даних до заданої форми, ігрові методи пошуку та оброблення даних, ситуаційний аналіз, методи прийняття рішень на основі нейромереж, імітаційне моделювання, метод когнітивної карти, мережі Байєса та інші.

За сучасним станом розвитку систем ідеальна СППР має відповідати наступним характеристиками [12, 11]:

- використовує слабоструктуровані та нечіткі дані;
- оперує зі слабоструктурованими рішеннями;
- підтримує як взаємозалежні, так і послідовні рішення;
- може застосовувати знання;
- підтримує моделювання та прогнозування;
- може бути легко побудована, якщо може бути сформульована логіка конструкції СППР;
- проста у застосуванні та модифікації;
- підтримує три фази процесу прийняття рішень: інтелектуальну частину, проектування та вибір;
- призначена для ОПР різного рівня;
- може бути адаптована до індивідуального та групового застосування;
- підтримує різні стилі та методи рішень, що можуть бути корисними при застосуванні групою ОПР;
- проявляє гнучкість і адаптується до змін в організації та в її оточенні;
- дозволяє людині керувати процесом прийняття рішення за допомогою комп'ютера, а не навпаки;

- підтримує еволюційне застосування та легко адаптується до мінливих вимог;
- підвищує ефективність процесу прийняття рішень.

В залежності від типів даних, що система обробляє ми можемо класифікувати її на: оперативну і стратегічну.

Оперативна СППР зазвичай представляє собою звіти, в основі побудови яких лежать дані з транзакційної інформаційної системи оперативного обліку установи чи підприємства.

Стратегічна СППР має за мету аналіз великих обсягів даних і пошук найбільш вигідної для компанії стратегії розвитку бізнесу.

При побудові СППР для аналізу ризиків використовують певні математичні методи - методи прогнозування на основі часових рядів. Ці методи дають змогу прогнозувати розвиток економічних процесів, прогнозувати фінансові ризики та оцінювати альтернативні бізнес-стратегії. Задача побудови математичної або ймовірнісної моделі для певної складової частини процесу є важливим етапом в прогнозуванні.

Задля якісного математичного опису слід коректно виявити статистичні характеристики модельованого процесу. При виконанні статистичного аналізу слід звернути увагу на такі умовні статистичні характеристики:

- умовне математичне сподівання, що використовується для короткострокового прогнозування;
- умовне стандартне відхилення і умовна дисперсія, що застосовують як міру ризику.

Дані умовні статистичні характеристики є необхідними для аналізу фінансових ризиків і процесів. Більш детально математичні моделі, що дають змогу описати і передбачити поведінку дисперсії, ми розглянули в пункті 2.2..

1.6 Висновки до розділу і постановка задачі

У першому розділі ми розглянули таке поняття як фінансовий ризик, класифікували його та описали види фінансових ризиків і причини їх виникнення.

За допомогою кластеризації на основні групи ми отримали змогу проаналізувати та описати етапи аналізу ризиків та основні механізми керування і регулювання ринковими ризиками. Також ми надали визначення і визначили метод знаходження дохідності (як геометричної, так і дискретної) і таких показників: волатильності і чутливості.

Швидкий розвиток сучасних інформаційних технологій сприяє поліпшенню існуючих методів управління ризиками і задає доцільну тенденцію появи нових. В даному розділі ми розглянули такі моделі і технології менеджменту ринкових ризиків як: CAPM (Capital Asset Pricing Model), VaR (Value-at-Risk) і ETL (Expected Shortfall). Дані підходи є найбільш зручними для реалізації, оскільки моделі, що побудовані на їх основі визначені стандартами міжнародних організацій і є одними з найбільш розповсюджених гнучких методологій для роботи з українськими фінансовими ринками.

Ми приділили значну увагу такому поширеному явищу як побудова СППР та визначили доцільність її використання для керування ринковими ризиками.

Постановка задачі:

1. Виконати огляд сучасних математичних моделей для моделювання і прогнозування гетероскедастичних фінансових процесів.
2. Зібрати необхідні статистичні дані для виконання обчислювальних експериментів.
3. Створити програмний продукт для виконання обчислювальних експериментів: оцінка ризику, моделювання і прогнозування процесів зі змінною дисперсією на деякому періоді часу, що аналізується при прогнозуванні і моделюванні.
4. Провести практичне застосування моделей для оцінки ризиків.
5. Виконати аналіз отриманих результатів і зробити висновки.

РОЗДІЛ 2 ВИБІР МЕТОДІВ І МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АНАЛІЗУ РИНКОВОГО РИЗИКУ

2.1 Моделі гетероскедастичних процесів

Волатильність є основною мірою ризику ринкового інструменту, яку ми використовуємо при дослідженні фінансових процесів. Міра волатильності процесу визначається як квадратний корінь із оцінки дисперсії дохідності.

Дисперсія має таку особливість як зміну в часі, це є нашою основною проблемою. Для того, щоб ефективно і якісно прогнозувати значення дисперсії при зміні в часі, ми повинні мати певну математичну модель. А тому для використання конкретної математичної моделі є досить логічний етап класифікування процесів. Загалом процеси поділяють на гетероскедастичні і гомоскедастичні.

Гетероскедастичні процеси - поширений клас фінансово-економічних процесів, особливо в нестійкій перехідній економіці. Гетероскедастичним називають процес зі змінною дисперсією на деякому періоді часу, що аналізується при прогнозуванні і моделюванні, а гомоскедастичним називають процес зі сталою дисперсією на деякому періоді часу, що аналізується при прогнозуванні і моделюванні. За визначенням такі процеси відносяться до класу слабо нестационарних процесів, а тому описання їх динаміки має деякі особливості у порівнянні із стаціонарними [13].

Процес можна вважати гетероскедастичним за умови:

$$var[\varepsilon(k)] = \sigma_{\varepsilon}^2 \neq const \quad (2.1)$$

Тобто при гетероскедастичності дисперсія розглядаемого процесу змінюється в часі.

Математичні моделі, що допомагають описати і спрогнозувати поведінку дисперсії є широко розповсюдженими інструментами для аналізу фінансових ризиків. Серед них можна виділити: поліноміальну регресію, модель авторегресійної умовної гетероскедастичності (АРУГ), узагальнену модель

авторегресійної умовної гетероскедастичності (УАРУГ) та експоненційну узагальнену модель авторегресійної умовної гетероскедастичності (Е-УАРУГ).

2.2 Моделі авторегресійної умовної гетероскедастичності (АРУГ)

Дана математична модель була представлена Робертом Енглom у 1982 році і отримала широке розповсюдження в економетриці для аналізу фінансових рядів, особливістю яких є те, що умовна дисперсія ряду безпосередньо залежить від минулих значень. Тобто дисперсія залишкового члена (залишку) $y(k)$ у момент часу k залежить від квадратів залишкових членів із попередніх періодів [14].

Методика побудови моделей гетероскедастичних процесів передбачає наступні кроки [15]:

- математичний опис самої змінної рівнянням авторегресії невисокого порядку (наприклад, першого);
- математичний опис умовної дисперсії, як динамічної змінної, за допомогою рівняння прийнятної (за якістю прогнозу) структури.

Основою моделі АРУГ (ARCH) є АР (авторегресійна) модель, яка застосовується для врахування змін дисперсії на певному проміжку часу.

Авторегресійне умовно гетероскедастичне (АРУГ) рівняння має вигляд:

$$\hat{\varepsilon}^2(k) = a_0 + a_1 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + a_2 \hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + a_q \hat{\varepsilon}^2(k-q) + v(k) \quad (2.2)$$

, де $\hat{\varepsilon}^2(k)$ – квадрати оцінок залишків (похибок) моделі;

a_0 – коефіцієнт затримки;

$a_1, \dots, a_q$ – параметри;

$v(k)$ – процес білого шуму з нульовим середнім для адекватної моделі;

$\varepsilon(k)$ – залишки, що можна знайти за допомогою рівнянь регресії, авторегресії, авторегресії з ковзним середнім.

Рівняння (2.2) можна записати і для прогнозування умовної дисперсії на один крок:

$$E_k[\hat{\varepsilon}^2(k+1)] = a_0 + a_1\hat{\varepsilon}^2(k-1) + a_2\hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + a_q\hat{\varepsilon}^2(k+1-q) \quad (2.3)$$

Також ми можемо привести такий мультиплікативний опис поведінки дисперсії (збурення):

$$\varepsilon^2(k) = v^2(k)[a_0 + a_1\varepsilon^2(k-1)] \quad (2.4)$$

, де $v(k)$ - мультиплікативне збурення у формі білого шуму, причому $v(k) \sim (0,1)$ має нульове середнє і одиничну дисперсію;

крім того слід зазначити, що $\varepsilon(k-1)$ та $v(k)$ є статистично незалежними величинами.

Ми можемо знайти умовне середнє для $\varepsilon(k)$ за умови, що:

- $\varepsilon(k-1)$ та $v(k)$ є статистично незалежними величинами
- $E[v(k)] = 0$.

Запишемо:

$$E[\varepsilon(k) | \varepsilon(k-1), \varepsilon(k-2), \varepsilon(k-3), \dots] = E[v(k)]E[a_0 + a_1\varepsilon^2(k-1)]^{0,5} = 0 \quad (2.5)$$

Умовну дисперсію для $\varepsilon(k)$ можна знайти таким чином:

$$E[\varepsilon^2(k) | \varepsilon(k-1), \varepsilon(k-2), \varepsilon(k-3), \dots] = a_0 + a_1\varepsilon^2(k-1) \quad (2.6)$$

Слід зазначити, якщо ми хочемо бути впевненими, що умовна дисперсія буде додатною і процес авторегресії буде стійким, то слід покласти, що a_0 і a_1 є обов'язково невід'ємними і $0 < a_1 < 1$.

Модель АРУГ зазвичай використовується для прогнозування волатильності, хоча їй можна знайти багато інших практичних застосувань.

2.2.1 Узагальнена модель АРУГ (УАРУГ) та експоненційна УАРУГ (Е-УАРУГ)

УАРУГ (p,q) була запропонована Тімом Боллерзлевым у 1986 році і складається вона з авторегресії і ковзного середнього відносно дисперсії розглядаємого гетероскедастичного процесу. Дана модель передбачає, що для поточної зміни дисперсії будуть впливати попередні оцінки дисперсії та зміни показників [16]. Для того, щоб розширити АРУГ опишемо умовну дисперсію як процес АРКС.

Спочатку запишемо похибки у вигляді наступного рівняння:

$$\varepsilon(k) = v(k) \sqrt{a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^p \beta_i h(k-i)} \quad (2.7)$$

, де $\sigma_v^2 = 1$;

p- кількість попередніх оцінок, що впливає на загальне поточне значення;

β_i - вагові коефіцієнти, що відображають рівень впливу попередніх оцінок на загальне поточне значення.

Для більшої зручності можна записати попереднє рівняння наступним чином:

$$\varepsilon(k) = v(k) \sqrt{h(k)} \quad (2.8)$$

, де $h(k)$ - умовна дисперсія для $\varepsilon(k)$, що визначається як $a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^p \beta_i h(k-i)$.

Безумовне математичне сподівання можна записати наступним чином:

$$E[\varepsilon(k)] = E[v(k)\sqrt{h(k)}] = 0 \quad (2.9)$$

Експоненційна УАРУГ (Е-УАРУГ (p, q)) була запропонована Нельсоном в 1991 і має переваги відносно моделей АРУГ та УАРУГ: коефіцієнти $a_i, i = \overline{0, q}$ не мають бути завжди від'ємними для того, щоб умовна дисперсія завжди була позитивною, тобто, умовна дисперсія в Е-УАРУГ залишить від розмірів залишків; вирішується проблема знаходження стаціонарності, що наявна в моделі УАРУГ.

Запишемо рівняння експоненційної авторегресійної умовно гетероскедастичної моделі:

$$\log(h(k)) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \frac{|\varepsilon(k-i)|}{h(k-i)} + \sum_{i=1}^p \gamma_i \frac{\varepsilon(k-i)}{h(k-i)} + \sum_{i=1}^q \beta_i \log(h(k-1)) + \varepsilon_1(k) \quad (2.10)$$

2.2.2 Перевірка наявності гетероскедастичності

Тестування моделей на гетероскедастичність є дуже важливою і необхідною процедурою для побудови СППР та регресійних моделей. Це обумовлено тим, що отримані оцінки за допомогою МНК (метод найменших квадратів) можуть виявитися помилковими, а отже й не якісними. Досить логічним є те, що дане тестування - це обов'язковий етап перед моделюванням гетероскедастичних процесів.

Давайте опишемо спрощений тест на гетероскедастичність, що є досить комфортним через свою зручність в обчисленнях [17]:

1. Оцінюємо авторегресію $y(k) = a_0 + a_0 y(k-1) + \varepsilon(k)$ або більш високого порядку, наприклад, другого чи третього;
2. Будуємо ряд $\{\varepsilon^2(k)\}$, скориставшись залишками від оцінювання попередньої моделі;
3. Оцінюємо регресію $\varepsilon^2(k) = a_0 + a_1[0,4\varepsilon(k-1) + 0,3\varepsilon(k-2) + 0,2\varepsilon(k-3) + 0,1\varepsilon(k-4)]$;
4. Якщо коефіцієнт a_1 відмінний від нуля в статистичному сенсі, тобто є значимим, то отримана модель для $\varepsilon^2(k)$ описує гетероскедастичний процес.

Також існують такі тести на гетероскедастичність: тест Уайта, тест Голдфелда - Квандта, тест Бройша - Пагана, тест Парка, тест Глейзера, тест Спірмена.

Розглянемо тест Голдфелда - Квандта, що є одним із найбільш популярних тестів на гетероскедастичність:

1. Впорядковуємо послідовність значень регресора x_i , вважаючи, що σ_ε^2 додатньо корельовна з регресором x_i , за спаданням або зростанням.
2. Виключаємо з аналізу c -середніх значень змінної.
3. Будуємо регресію для перших та останніх $(m-l)/2$ -значень (звичайно за умови, що кількість значень достатня для оцінки фіксованої кількості коефіцієнтів даної моделі).
4. Знаходимо значення RSS_1 і RSS_2 і отримуємо таке відношення (F-статистику):

$$R = \frac{RSS_1}{RSS_2} \quad (2.11)$$

, що при відсутності гетероскедастичності має розподіл Фішера.

5. Аналізуємо, якщо дане відношення більше критичного значення даного розподілу при заданому рівні значущості, то гетероскедастичність має місце.
6. Перевіримо гіпотезу за допомогою p -рівня значущості:

$$P(F) < \alpha \quad (2.12)$$

, де α - це наш рівень значущості.

Якщо гіпотеза вірна, то гетероскедастичність є значимою.

Давайте наведемо приклад і запишемо цю гіпотезу в трохи іншій формі, якщо:

$$R < F_{0.98} \quad (2.13)$$

, то маємо, що гіпотеза про існування гетероскедастичності буде скасована на рівні значущості 2%.

Зазвичай беремо таке l :

$$l \approx m/3 \quad (2.14)$$

Даний вибір l потрібен для того, щоб якість тестування була високою.

Розглянемо алгоритм тесту Уайта на гетероскедастичність:

1. Припустимо, що початкова регресія має такий вигляд:

$$y(t) = b_0 + b_1x_1(t) + b_2x_2(t) + u(t) \quad (2.15)$$

2. Отримаємо регресійні залишки $u(t)$.

3. Оцінімо допоміжну регресію, що можна записати так:

$$u(t) = a_0 + a_1x_1(t) + b_2x_2(t) + b_3x_1^2(t) + b_4x_2^2(t) + b_5x_1x_2(t) + v(t) \quad (2.16)$$

, де $v(t)$ - це незалежна від $u(t)$ нормально розподілена похибка.

4. Якщо ми висуваємо гіпотезу про існування гетероскедастичності, то маємо:

$$NR^2 \sim \chi^2 M \quad (2.17)$$

, де величина NR^2 асимптотично розподілена за законом хі-квадрат,
 N - загальна кількість спостережень,
 M - загальна кількість регресорів у допоміжній регресії.

У випадку, коли фактичні значення статистики перевищують критичні величини розподілу, нульова гіпотеза про гомоскедастичність залишків відхиляється, тобто робиться висновок про наявність гетероскедастичності [18].

Недоліком даного тесту є те, що, хоч ми і маємо можливість виявити наявність гетероскедастичності, проте не можемо детально вказати на її форму.

2.3 Моделі у формі байєсівських мереж

В попередніх пунктах ми розглянули та описали підхід для прогнозування нестационарних процесів. Проте існує також ймовірнісний підхід в якому зокрема застосовується досить популярна теорема Байєса. За допомогою імовірнісного підходу ми маємо змогу виключити деякі закономірності; врахувати деталі, що не враховуються при використанні інших підходів; знайти нетривіальні зв'язки між факторами.

Математично сформулювати теорему Байєса можна так:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)} \quad (2.18)$$

, де A і B - це деякі події;

$P(A)$ - це ймовірність настання події A ;

$P(B)$ - це ймовірність настання події B ;

$P(A|B)$ - це ймовірність настання події A , за умови настання події B ;

$P(B|A)$ - це ймовірність настання події B , за умови настання події A .

Завдяки теоремі Байєса ми маємо змогу обчислити ймовірність настання певної події, використовуючи дані, що можуть бути пов'язані з цією подією.

Мережі довіри Байєса зазвичай використовують для моделювання процесів для яких характерна невизначеність. Невизначеність може бути різних видів: та, що спричинена неповною або недостовірною інформацією про процес; та, що спричинена випадковим характером механізмів; та, що спричинена недостатнім розуміння досліджуваної області; та, що являє собою комбінацію перерахованих чинників.

Мережі довіри Байєса, або просто БМ, складаються з множини вузлів і сукупності спрямованих ребер, що з'єднують ці вузли між собою [19]. Концепція байєсових мереж полягає у оновленні ймовірностей подій (станів процесу або системи) при надходженні додаткової інформації [20].

Байєсівський логічний висновок - процес обчислення умовних ймовірностей, тобто оновлення ймовірностей або зміна міри довіри, настання певних подій (або станів вибраних змінних) з використанням вже відомої інформації про інші змінні.

Теорему Байєса можна охарактеризувати як певний інструмент, що об'єднує правдоподібні та апіорні (вже відомі нам) дані. Нехай:

$$P(A|B) = aP(A)P(B|A) \quad (2.19)$$

i

$$a = \frac{1}{P(B)} \quad (2.20)$$

, де a - нормувальна константа.

Маємо, що $P(A)$ - це фактично апіорні дані, а $P(B \setminus A)$ - це правдоподібні дані. Всі апіорні та подібні дані повинні бути представлені в ймовірнісний формі.

Для байєсівських мереж можна виділити три основні задачі для отримання висновку:

1. отримати висновки про неспостережуванні змінні;
2. навчання параметрів;
3. навчання структури.

Давайте наведемо математичний опис байєсівської мережі. Нехай БМ представляє собою таку пару $\langle G, B \rangle$, де G - це спрямований нециклічний граф, що відповідає змінним процесу, що досліджується, і записується у вигляді причинно-наслідкової мережі, а B - це множина параметрів, що визначає систему, містить такі параметри:

$$\theta_{X^{(i)}|Pa(X^{(i)})} = P\left(X^{(i)}|Pa(X^{(i)})\right) \quad (2.21)$$

, де для кожного можливого значення $x^{(i)} \in X^{(i)}$ та $pa(X^{(i)}) \in Pa(X^{(i)})$

$Pa(X^{(i)})$ позначає набір батьків змінної $X^{(i)} \in G$ кожній змінній $X^{(i)} \in G$ відповідає окрема вершина.

Якщо ми розглядаємо більше одного графа, то для визначення батьків деякої змінної $X^{(i)}$ в графі G використовуємо таке позначення: $Pa^G(X^{(i)})$.

Повну спільну ймовірність для змінних БМ обчислюється таким виразом [21]:

$$P_B(X^{(1)}, \dots, X^{(N)}) = \prod_{i=1}^N P_{B_i}\left(X^{(i)}|Pa(X^{(i)})\right) \quad (2.22)$$

Байєсівська мережа, в якій всі зв'язки є причинними називають казуальною.

Ми можемо відокремити БМ на чотири типи [22]:

1. *Дискретні БМ* – мережі, у яких змінні вузлів представлені дискретними величинами. Дискретні БМ мають такі властивості:

- кожна вершина представляє собою подію, що описується випадковою величиною, яка може мати кілька станів;
- всі вершини, пов’язані з «батьківськими», визначаються таблицею умовних ймовірностей (ТУЙ) або функцією умовних ймовірностей;
- для вершин без «батьків» ймовірності їх станів є безумовними (маргінальними).

2. *Динамічні БМ* – мережі, у яких значення вузлів змінюються з часом, тобто це мережа, яка описує стани динамічної системи.

3. *Неперервні БМ* – такі мережі, в яких змінні вузлів є неперервними величинами.

4. *Гібридні БМ* – такі мережі, в яких змінні вузлів містять неперервні і дискретні змінні.

Серед найвідоміших моделей на основі байєсівського підходу можна виділити: LDA (Latent Dirichlet allocation), “наївний” байєсівський класифікатор, сигнали мовлення.

2.3.1 Методика побудови математичної моделі у формі байєсівської мережі

При побудові МБ з метою вирішення конкретної задачі необхідно [23]:

1. Виконати аналіз проблеми і дати формалізовану постановку задачі. Сформулювати питання, на яке має бути отримана ймовірнісна відповідь у результаті формування ймовірнісного висновку за допомогою побудованої мережі.

2. Визначити множину даних, що відносяться до змінних задачі, отримати їх експертні оцінки та/або статистичні дані.

3. Поставити у відповідність усім отриманим даним взаємовиключні змінні.

4. Побудувати ациклічний граф, що відображає істотні умови незалежності змінних та існування причинно-наслідкових зв'язків.

5. Визначити апіорні ймовірності та оптимізувати топологію мережі на основі наявної інформації.

6. Виконати навчання мережі і провести формування висновку по відношенню до відповідних станів процесу

7. Обробити результати: проаналізувати їх і зробити висновки щодо ймовірності очікуваної події.

Слід виділити основні алгоритми побудови моделей у формі байєсівської мережі:

- побудова байєсівської мережі у вигляді дерева;
- евристична побудова байєсівської мережі з використанням загальних даних між вершинами;
- алгоритм КГ;
- кластеризація;
- алгоритм формування вибірок з виключенням (на основі методу Монте-Карло);
- алгоритм MCMC;
- алгоритм Сузукі;
- алгоритм WKD.

Давайте розглянемо один з цих, а саме алгоритм евристичного методу побудови байєсівської мережі. Зазвичай, для побудови структури мережі Байєса використовують функцію Купера-Гершковича.

В ході досліджень з'ясовано, що методи побудови мереж Байєса із використанням функції Купера-Гершковича та її модифікацій, виконують перенавчання мережі Байєса, тобто такі мережі часто містять зайві дуги [21].

Нехай у нас є деяка множина навчальних даних:

$$D = d_1, \dots, d_n \quad (2.23)$$

$$d_i = x_i^{(1)} x_i^{(2)} x_i^{(3)} \dots x_i^{(N)} \quad (2.24)$$

, де n - кількість спостережень

N - кількість змінних.

Запишемо функцію Купера-Гершкович наступним чином:

$$P(g, x^n) = P(g) \cdot \prod_{j \in J} \left(\prod_{s \in S(j, g)} \frac{(\alpha^{(j)} - 1)! \cdot \prod_{q \in A^{(j)}} (n[q, s, j, g]!)}{(n[s, j, g] + \alpha^{(j)} - 1)!} \right) \quad (2.25)$$

, де n – кількість спостережень,

$x^n = d_1 d_2 \dots d_n$ – спостереження,

$g \in G$ – структура при заданій послідовності спостережень,

$P(g)$ – апіорна ймовірність даної структури,

$j \in J = \{1, \dots, N\}$ – перебір всіх вершин даної структури мережі,

$s \in S(j, g)$ – перебір множини всіх наборів значень, які приймають батьки (parents) j -ої вершини,

$\pi_i^{(j)} = \Pi^{(j)}$ – означає $X^{(k)} = x^{(k)}, \forall k \in \phi^{(j)}$.

1. Обчислюємо значення взаємної інформації (mutual information - MI) для всіх пар вершин

2. Впорядковуємо за зменшенням всі елементи множини значень взаємної інформації.

3. Будуємо множину моделей G таким чином: з множини значень взаємної інформації обираємо перші два максимальних значення.

4. Здійснюємо пошук серед всіх моделей множини G :

- $g^* \leftarrow g_0 (\in G),$

- якщо $P(g, x^n) > P(g^*, x^n)$, то $g^* \leftarrow g$ для $\forall g \in G - \{g_0\}$,
- маємо g^* – шукане рішення.

5. Знову обираємо наступні максимальні значення з множини значень взаємної інформації.

6. Виконуємо крок 4.

7. Даний метод буде виконуватися поки всі елементи множини значень взаємної інформації не будуть проаналізовані.

Тобто, за допомогою даної функції КГ ми навчаємо байєсівську мережу. Оптимальна структура – це по суті структура з найбільшим значенням функції $P(g, x^n)$.

2.3.2 Приклад застосування

Байєсівські мережі стають все більш широко вживаними в умовах сучасного світу. Найбільш популярними прикладами застосування байєсівських мереж є байєсівські мережі, що вбудовані в продукти Microsoft office.

Також можна виділити систему Vista, що була розроблена задля управління польотами в НАСА. Дана система рекомендувала дії найбільш очікуваної корисності та враховувала критичність часу [21].

2.4 Методика Value-At-Risk (VaR) для оцінювання ринкового ризику

Value at Risk дає загальну оцінку ризиків та потенційних втрат вартості активу або портфеля протягом деякого періоду часу для певного довірчого інтервалу. Отже, якщо вартість VaR на актив складає 100 мільйонів доларів на рівні

тижня, рівень довіри становить 95 відсотків, то існує лише 5 відсотків ймовірності того, що вартість активу впаде більш ніж на 100 мільйонів доларів. В адаптованій формі цей показник іноді більш вузько визначається як можлива втрата вартості внаслідок "нормального ринкового ризику", на відміну від усіх ризиків, що вимагають різниці між адекватним та неадекватним ризиком та між ринковим та неринковим ризиком.

Не дивлячись на фінансове значення ризику може використовувати будь-який суб'єкт господарювання для оцінки ризику, він найчастіше використовується комерційними та інвестиційними банками для змалювання потенційної втрати вартості своїх торгованих портфелів, через несприятливі ринкові зміни протягом часу;

Надалі це можна співвіднести з наявними резервами капіталу та грошових коштів для покриття безризикових збитків для компаній.

З огляду на важливість ризику, очевидно, є ключові аспекти, що відображають обговорення моделювання в крайньому розділі:

1. Щоб дати оцінку ймовірності збитків з довірчим інтервалом треба визначити розподіл ймовірностей окремих ризиків, взаємозв'язок між цими ризиками та їх вплив на витрати. Насправді, моделювання часто використовується для вимірювання VaR для портфеля активів.

2. Акцент на VaR чітко робиться на ризику зменшення та потенційних втратах. Його використання в банках відображає їхній страх перед кризою ліквідності, де низька ймовірність катастрофічних подій створює збитки, які руйнують капітал і змушують клієнтів виходити з гри. Крах Long Term Capital Management, інвестиційного фонду з провідними трейдерами з Уолл-стріт і нобелівськими лауреатами, став причиною загального прийняття VaR.

3. Є три ключові елементи VaR - певний рівень втрат у вартості, чіткий проміжок часу, протягом якого оцінюються ризики, та довірчий інтервал. VaR окреслюють для окремого активу, портфеля активів або для всієї компанії.

4. Не зважаючи на те вартість VaR в інвестиційних банках визначається з

точки зору ринкових ризиків - зміни процентних ставок, волатильності фондового ринку та економічного зростання - немає причин, чому за певних обставин ризики не можуть бути визначені ширше чи вужче.

Отож, ми можемо зробити обчислення VaR для великого інвестиційного проекту компанії з точки зору конкурентних ризиків та ринків компанії, а VaR для золотодобувної компанії з точки зору ризику ціни на золото. Зверніть увагу на історію методології VaR.

Хоча термін "суми під ризиком" широко не використовувався до середини 1990-х років, витoki цієї міри знаходяться далі в часі. Математика, на якій базується VaR, значною мірою була розроблена в рамках теорії портфеля Гаррі Марковича та інших, хоча їх зусилля були спрямовані на інший кінець - створення оптимальних портфельів для інвесторів в акціонерний капітал. Зосередженість на ринкових ризиках та наслідки доходів для цих ризиків є центральними для розрахунку значень VaR.

Однак ініціатива застосовувати заходів VaR виникла через кризи, з якими компанії фінансових послуг стикаються з часом, та регуляторних реакцій на ці кризи.

Перші вимоги до регулятивного капіталу для банків набули чинності після Великої депресії та банкрутства банків епохи, коли Закон про біржі цінних паперів заснував Комісію з цінних паперів (SEC) та вимагав, щоб банки мали позики нижче 2000% власного капіталу. У наступні роки банки розробляли вимірювання та контроль ризиків, щоб переконатися, що вони відповідають цим вимогам до капіталу. Через підвищений ризик, пов'язаний появою ринків похідних інструментів та плаваючих валютних курсів на початку 1970-х років, вимоги до капіталу були уточнені та розширені в правилі капіталу SEC (UNCR), який був оприлюднений у 1975 році, який класифікував фінансові активи, які банки провели на дванадцять класів, що базуються на ризиках, і вимагають різних вимог до капіталу для кожного з них, починаючи з 0% для короткострокових казначейств до 30% для акцій.

Банки були зобов'язані робити звіти про свої розрахунки капіталу у щоквартальних звітах, які називаються фінансовими та операційними комбінованими зведеними звітами (FOCUS).

Найперші регуляторні заходи, що відображають величину ризику, розпочалися в 1980 році, коли SEC прив'язала вимоги до капіталу постачальників фінансових компаній до збитків, які мали б бути наслідком 95 відсоткової довіри протягом тридцяти днів у різних класах безпеки; для обчислення цих потенційних збитків використовувались історичні прибутки.

Незважаючи на те, що заходи були описані як стрижки, а не як витрати чи ризиковий капітал, було очевидно, що SEC вимагає, щоб компанії з фінансових послуг вступили в процес оцінки VaR на 95 відсотків та підтримували достатній капітал для покриття потенційних збитків.

Десь в той же час торгові портфелі інвестиційних та комерційних банків ставали дедалі мінливішими, що призвело до необхідності застосування більш складні та своєчасні заходи з управління ризиками. У внутрішньому документі 1986 р. Кен Гарбад із Banker's Trust представив складні заходи оцінки ризику для портфелів фірми з фіксованим доходом на основі коваріації прибутковості облігацій різного строку погашення. На початку 90-х років багато компаній з фінансових послуг розробили основні заходи з ризиком «Value at Risk» з великими різницями у вимірюванні.

Після ряду катастрофічних втрат, пов'язаних з використанням похідних інструментів та важелів між 1993 і 1995 роками, піком британського інвестиційного банку Barings через ф'ючерсну торгівлю та опціонами Nikkei молодого трейдера Nick Leeson в Сінгапурі, компанії були готові до більш комплексних заходів ризику. У 1995 р. Дж. Морган оприлюднив інформацію про відхилення та невідповідності в різних класах безпеки та активах, які він використовував для управління ризиками протягом десяти років, і дозволив постачальникам програмного забезпечення розробляти програмне забезпечення для вимірювання ризиків. Послужі дали ім'я "RiskMetrics". Термін Value at Risk використовували для опису рівня ризику, який походить від даних. Ця подія виявила готову аудиторію

комерційних та інвестиційних банків та регуляторів, які вони контролюють, які підіграли її інтуїтивну привабливість. За останнє десятиліття VaR стало загальноприйнятим показником впливу ризиків у компаніях фінансових послуг і навіть почало бути прийнятним для нефінансових компаній. Отож, розглянемо методи вимірювання та оцінки VaR.

Так як Value at Risk дає оцінку ймовірності того, що вартість активу чи портфеля впаде нижче певного значення протягом певного періоду, підрахувати, чи можна отримати потенційний розподіл ймовірності, слід порівняно просто. В основному ми робимо це за допомогою методу дисперсії - коваріації, підходу, який має переваги простоти, але обмежений труднощами, пов'язаними з отриманням розподілу ймовірностей.

VaR для окремого активу, де потенційні значення зазвичай розподіляються із середньою вартістю 120 мільйонів доларів США та річним стандартним відхиленням 10 мільйонів доларів. З 95 відсотковою довірою ви можете підрахувати, що вартість цього активу не опуститься нижче 80 мільйонів доларів США (два стандартних відхилення нижче середнього) або зросте приблизно на 120 мільйонів доларів США (два стандартних відхилення вище середнього). Ті самі міркування застосовуватимуться при роботі з портфелями активів, але процес оцінки параметрів ускладнюється тим, що активи в портфелі часто рухаються разом. Як ми виявили в обговоренні теорії портфеля в розділі 4, головним внеском в оцінку варіації портфеля є коваріація пар активів у портфелі; у портфелі 100 активів, на додаток до 100 відхилень окремих активів, доведеться оцінити 49 500 коваріантностей. Очевидно, що це не практично для великих портфелів із зміною залишків активів.

Для спрощення цієї процедури під час оцінки вартості ризику, а потім на основі цих ризиків, ми оцінюємо ризик окремих портфельних інвестицій до більш загальних ринкових ризиків.

У цьому процесі передбачено чотири етапи:

1. Перший крок потребує, щоб кожен актив у портфелі відображався у простіших, стандартизованих інструментах. Як приклад, десятирічні купонні

облігації з річними купонами C можна, наприклад, розділити на десять облігацій без купонів. Перший купон відповідає однорічній обліковій позиції з нульовим купоном з номінальною вартістю C , другим купоном з дворічною купонною облігацією з номінальною вартістю C і таким чином до десятого грошового потоку, який узгоджується з 10-річна облігація з нульовим купоном з номінальною вартістю FV (що відповідає номінальній вартості 10-річної облігації) плюс C . Явище відображення є складнішим для більш складних активів, таких як опціони та акції, але основна інтуїція не змінюється. Ми намагаємось порівняти кожен фінансовий актив у наборі інструментів, що представляють основні ринкові ризики. Немає необхідності турбуватися щодо відображення. Щоб не оцінювати порушення та коваріації тисяч окремих активів, ми проводимо оцінку статистичних даних для загального ринкового ризику, яким ці активи піддаються; останні значно менші за перші. Отримана матриця може бути використана для вимірювання вартості ризику будь-якого активу, який зазнає поєднання цих ринкових ризиків.

2. На другому етапі кожен фінансовий актив відображається як сукупність позицій у стандартизованих ринкових інструментах. Для 10-річних купонних облігацій просто, якщо безкупонні суб-облігації мають номінальну вартість, яка відповідає купонам, а остаточна безкупонна облігація має номінальну вартість, відмінну від купона протягом цього періоду. Як і у випадку з картографуванням, цей процес є більш складним при роботі з конвертованими облігаціями, акціями чи деривативами.

3. Після того, як були визначені стандартизовані інструменти, що впливають

на актив або активи в портфелі, наступним кроком є оцінка відхилень у кожному з цих інструментів та змін в інструментах. На практиці ці оцінки дисперсії та коваріації отримуються шляхом перегляду історичних даних. Вони мають вирішальне значення для оцінки VaR .

4. На заключному етапі обчислюється значення ризику для портфеля з використанням вагових коефіцієнтів на стандартизованих інструментах,

розрахованих на кроці 2, і відхилень і коваріацій в цих інструментах, обчислених на кроці 3.

Значення VaR з урахуванням $\alpha \in [0,1]$ та опорного інструменту r , сума під ризиком VaR_α за рівнем α кінцевої чистої вартості X з розподілом P , є від'ємним квантилем q_α^+ від X/r , тобто:

$$VaR_\alpha(X) = -\inf\{x | \mathbb{P}[X \leq x * r] > \alpha\} \quad (2.26)$$

Інші дослідження були зосереджені на вдосконаленні методів оцінки для отримання більш надійних дисперсій та значень коваріації для використання у розрахунках VaR. Дехто пропонує поліпшення методів вибірки та інновації даних для кращої оцінки дисперсій та коваріацій, які, як очікується, будуть продовжувати розвиватися. Інші вважають, що статистичні нововведення можуть дати кращі оцінки з наявних даних.

Взяті звичайні оцінки VaR базуються на припущенні, що стандартне відхилення у відображенні не змінюється з часом (гомоскедастичність), Енгль запевняє, що ми отримуємо набагато кращі оцінки з використанням моделей, які явно дозволяють змінювати стандартне відхилення з часом (гетероскедастичність). Фактично, він пропонує два варіанти, авторегресійну умовну гетероскедастичність (ARCH) та загальну авторегресивну умовну гетероскедастичність (GARCH), які забезпечують кращі прогнози дисперсії та, як наслідок, кращі показники Value at Risk.

2.6 Висновки до розділу

Отже, у даному розділі ми розглянули поширені моделі для аналізу та прогнозування ринкових ризиків. Ми навели методи для опису гетероскедастичних

процесів, зокрема авторегресійна умовно гетероскедастична модель (АРУГ), узагальнена авторегресійна умовно гетероскедастична модель (УАРУГ) та експоненційна узагальнена авторегресійна умовно гетероскедастична модель (Е-УАРУГ).

Розглянули та пояснили методику Value-At-Risk (VaR) для оцінювання ринкового ризику та описали процес оцінювання ризику окремих портфельних інвестицій до більш загальних ринкових ризиків.

Окрім того, в цій роботі ми з'ясували, що таке байєсівська мережа, як вона працює і класифікували БМ на чотири типи: дискретні БМ, динамічні БМ, неперервні БМ, гібридні БМ. Також описали методику побудови БМ і логіку евристичного алгоритма побудови байєсівської мережі.

РОЗДІЛ 3 ВИКОНАННЯ ОБЧИСЛЮВАЛЬНИХ ЕКСПЕРИМЕНТІВ З МЕТОЮ ОЦІНЮВАННЯ РИНКОВОГО РИЗИКУ ЗА ДОПОМОГОЮ СППР

3.1 Архітектура і функції системи

СППР або система підтримки прийняття рішень – це деяка інтерактивна комп'ютеризована система, що надає змогу користувачеві, що приймає рішення, отримати простий і зручний доступ до даних і моделей для процесу ухвалення рішень організаційного характеру в напівструктурованих або неструктурованих умовах.

При виконанні даної дипломної роботи був розроблений програмний продукт, що виконує функцію аналізу даних для подальшої побудови моделей гетероскедастичних процесів з метою моделювання і прогнозування ринкового ризику. Оцінювання і моделювання ринкового ризику відбувається за допомогою методології VaR.

Важливим моментом у створенні будь-якого програмного продукту є: демонстрація роботи методів, що застосовуються для моделювання і прогнозування процесів; можливість застосувати ці моделі на реальних статистичних даних і можливість забезпечити досягнення поставленої мети за допомогою застосованих моделей.

СППР, що була розроблена для даної дипломної роботи є досить простою з погляду архітектури. Реалізовану СППР можна впровадити в роботу малих компаній, що мають низький рівень забезпечення і розвитку інформаційних технологій.

Архітектуру СППР можна поділити на такі рівні (рис.3.1):

- Інтерфейс;
- Обчислювальний модуль (система обробки даних);
- База знань і даних;
- Система генерації результатів (система прийняття рішень).

Наведемо схематичне представлення системи прийняття рішень:

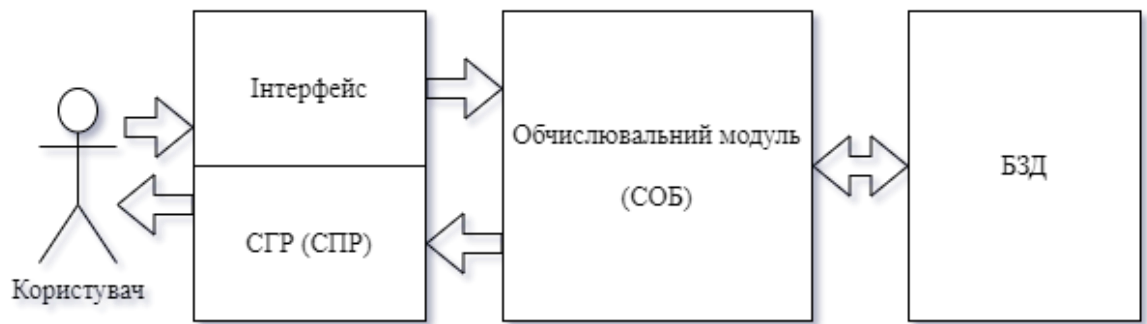


Рисунок 3.1 — Архітектура СППР.

Розглянемо представлену архітектуру:

- Інтерфейс представляє собою сукупність засобів взаємодії між елементами системи: спосіб взаємодії користувач-машина;
- Обчислювальний модуль (або система обробки даних) відповідає безпосередньо за можливість побудови графіків і можливість візуального оцінювання даних;
- База знань і даних відповідає за забезпечення проведення аналізу ринкового ризику;
- Система генерації результатів (або система прийняття рішень) відповідає за можливість наочного зображення результатів виконаного аналізу.

3.2 Вибір інструментальної платформи для реалізації

В процесі виконанні роботи було розглянуто декілька платформ для реалізації програмної частини роботи: C#, Python, R, Matlab. Проте кінцево, після врахування недоліків і нюансів роботи кожної з платформ, перевагу було надано саме програмній мові Python.

Чому саме Python? Python є високорівневою об'єктно-орієнтованою мовою програмування. Широку популярність серед всіх, хто працював з написанням коду, ця мова отримала через зрозумілий синтаксис та велике різноманіття готових бібліотек. Ця мова є комфортною та доступною як і для впевнених спеціалістів, так і для новачків. Тому не дивно, що на сьогодні Python успішно конкурує і в багатьох аспектах навіть випереджує по своїм характеристикам такі мови програмування як: C#, JavaScript, Ruby, C++ і Java.

Зазвичай Python застосовується в таких галузях розробки як: веб-розробка, штучний інтелект, розробка ігор та наукових дослідженнях.

Давайте виділимо основні переваги даної мови:

1. Зрозумілий та «чистий» синтаксис, а тому є дуже простим для вивчення;
2. Має велику кількість готових бібліотек, що є крос-платформенними (цей фактор став ключовим для обрання даної мови);
3. Універсальний для інтегрування з іншими мовами програмування;
5. Портативний, тобто, сумісний з різними апаратними платформами;
6. Розширюваний, тобто, надається змога додавати модулі низького рівня до інтерпретатора Python;
7. Має швидкісну перевагу для роботи з вирішенням задач лінійної алгебри;
8. Зручний для побудови графіків та наявної демонстрації даних.
9. Має швидкісну перевагу для роботи з великою базою даних.

В розробці програмної реалізації використовувалась така інтегрована середовище розробки як PyCharm. Пояснити такий вибір можна тим, що дана середовище розробки має істотні можливості: підтримка систем контролю версій, якісний пакет інструментів для веб-розробки і ефективний рефакторинг.

Окрім того, в даній роботі була реалізована робота з елементами HTML (HyperText Markup Language— мова розмітки гіпертексту), з метою створення зручного і зрозумілого інтерфейсу для користувача.

Був побудований веб-сервер, основною метою якого є трансляція статичних даних, які були згенеровані нашим СППР. Можна пояснити роботу веб-серверу таким алгоритмом:

1. Будується сторінка HTML, основною функціональністю якої є можливість вибору візуалізованих даних, які необхідно відобразити.
2. Дані, які нам необхідно відобразити формуються завдяки нашому скрипту, що формується до запуску серверу.
3. Згенеровані скриптом дані зберігаються в папку «static», звідки наш веб-сервер їх отримує.

3.3 Методи вимірювання VaR

Розглянемо два методи вимірювання VaR, що використовувались в даній роботі: метод історичного моделювання і варіаційно-коваріаційний метод.

Для методу історичного моделювання основним припущенням є те, що на основі минулих даних ми отримуємо наші результати. Можна навести такий алгоритм для опису даної методології:

1. Спочатку ми встановлюємо часовий інтервал (зазвичай використовуємо щоденні значення для розрахунку дохідності).
2. Розраховуємо дохідність кожної акції між двома послідовними відрізками часу (для історичного моделювання потрібний довгий період часу для аналізу).
3. Застосовуємо кожну дохідність акції за минулі періоди часу до сьогоденішньої дохідності поки не досягнемо початкового періоду часу.
4. Сортуємо дохідність за збільшенням.
5. Розраховуємо загальну сумарну дохідність.
6. Визначаємо рівень довіри, що нас задовільняє.

Якщо, наприклад, ми визначили рівень довіри 90%, то VaR - це середнє значення модельованої дохідності мінус 10% найменшого значення в попередньо змодельованих значеннях. Можемо формалізувати це математично таким чином:

$$VaR_{1-\alpha} = \mu(R) - R_{\alpha} \quad (3.1)$$

, де $VaR(1 - \alpha)$ - розрахунковий VaR при рівні достовірності $100 \times (1 - \alpha) \%$.

$\mu(R)$ - середнє значення серії модельованих прибутків

R_{α} - найменше значення в попередньо змодельованій серії значень.

Даний метод є досить простим для програмної реалізації. Окрім того метод історичного моделювання спирається на фактичні ціни. Слід зазначити, що досягти ефективної оцінки та якісного моделювання, застосовуючи цей метод, можливо лише при наявності достатньої кількості даних за минулий час.

Параметричний метод, також відомий як варіаційно-коваріаційний метод, є методом управління ризиками для обчислення VaR портфеля активів, який спочатку визначає середню або очікувану вартість та стандартне відхилення інвестиційного портфеля.

Параметричний метод розглядає рух цін інвестицій за період огляду і використовує теорію ймовірностей для обчислення максимальних втрат портфеля. Метод дисперсії-коваріації для ризикової вартості обчислює середньоквадратичне відхилення руху ціни інвестиції або цінного паперу. Припускаючи, що повернення ціни акцій та волатильність слідує за нормальним розподілом, розраховується максимальна втрата в межах зазначеного рівня довіри.

Ідея даного методу схожа на ідею історичного методу - за винятком того, що ми використовуємо звичну криву замість фактичних даних. Перевага нормальної кривої полягає в тому, що ми автоматично знаємо, де на кривій лежать гірші 5% та 1%. Вони є функцією нашої бажаної впевненості та стандартного відхилення.

Алгоритм можна представити так:

1. Спочатку ми встановлюємо часовий інтервал (зазвичай використовуємо щоденні значення для розрахунку дохідності).
2. Розраховуємо дохідність кожної акції між двома відрізками часу.
3. Віднімаємо кожну дохідність акції за минулі періоди часу від сьогоденної дохідності та ділимо отриманий результат на кожну дохідність за минулі періоди часу(поки не досягнемо початкового періоду часу).
4. Розраховуємо середнє значення дохідності.
5. Розраховуємо стандартне відхилення.
6. Розраховуємо VaR для трьох рівнів довіри: 90%, 95%, 99%.

Даний метод є досить легким для реалізації, адже обчислюється матричне множення. Окрім того, є досить швидким в обчисленні. Слід зазначити, що даний метод неефективно оцінює ризик нелінійних інструментів (наприклад, опціонів). Досить вагомим недоліком є присутні хвости у розділі прибутку.

3.4 Аналіз даних та демонстрація результатів роботи програми

Під час проведення дослідження було прийнято рішення використати в якості даних ціни на акції компанії Netflix з джерела Yahoo! Finance за останні п'ять років.

Для даної роботи були обрані ціни на акції компанії Netflix з огляду на те, що це одна з найбільш популярних розважальних компаній. В період карантину, що був спричинений COVID-19 Netflix стала досить вагомою вагомою фігурою серед постачальників фільмів та серіалів на основі потокового мультимедіа. А, отже, ціни на акції за останні два роки суттєво збільшились.

Імпортвані дані складаються з:

- Date — дата, коли була зафіксована ціна конкретної акції;
- High — максимальна ціна зафіксованої акції, що була досягнута протягом дня;
- Low — мінімальна ціна зафіксованої акції, що була досягнута протягом дня;
- Open — ціна відкриття зафіксованої акції;
- Close — ціна закриття зафіксованої акції;
- Volume — біржовий об'єм зафіксованих акцій;
- Adj Close — скоригована ціна закриття фіксованої акції, що враховує оплату дивідендів і розділення зафіксованих акцій;
- Name — назва

Головне вікно розробленого програмного продукту має такий вигляд (Рис.3.2):

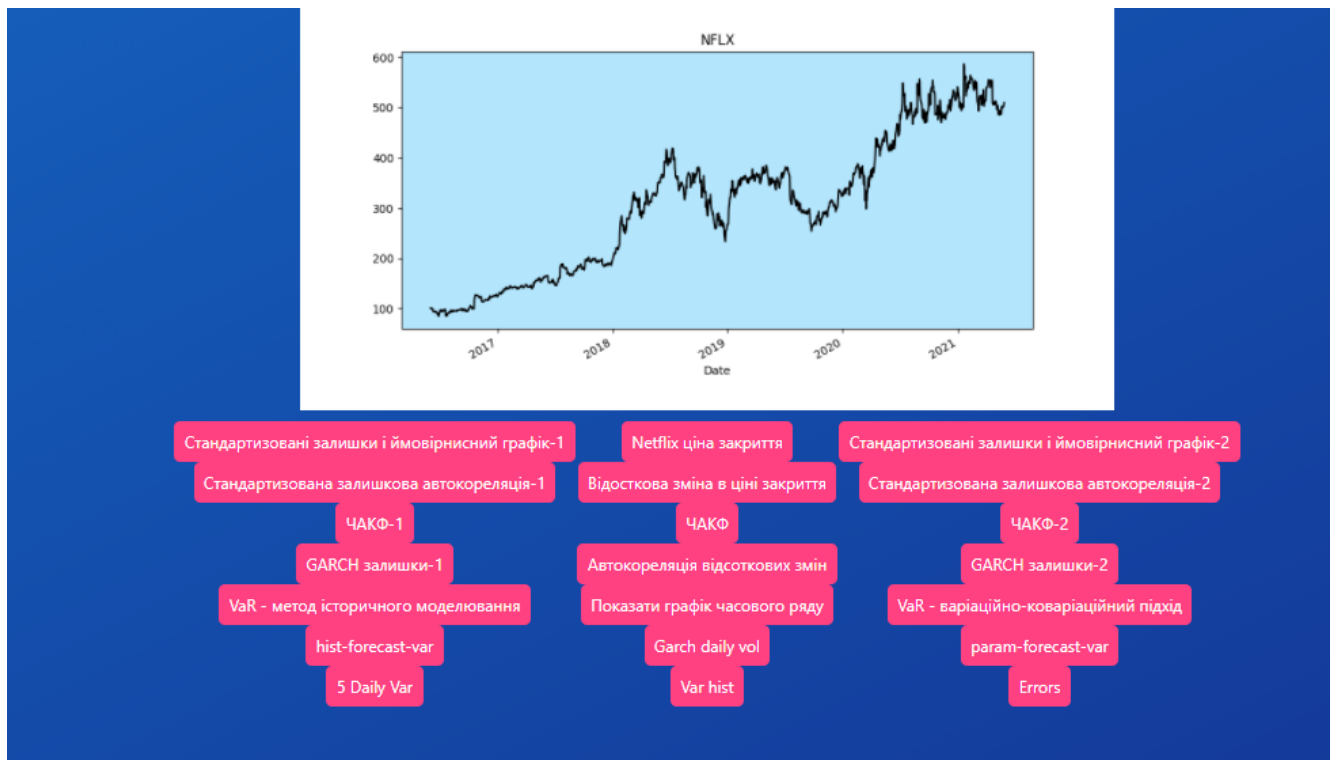


Рисунок 3.2-Інтерфейс програмного продукту

Як ми можемо, побачити, тут наявні кнопки, при натисканні на які, користувачеві демонструється побудовані графіки та таблиця значень.

Спочатку ми завантажуємо дані з сайту Yahoo! Finance за той період часу, що нас цікавить. Фіксуємо ціни на акції. Маємо такий графік побудованого часового ряду (рис.3.3):

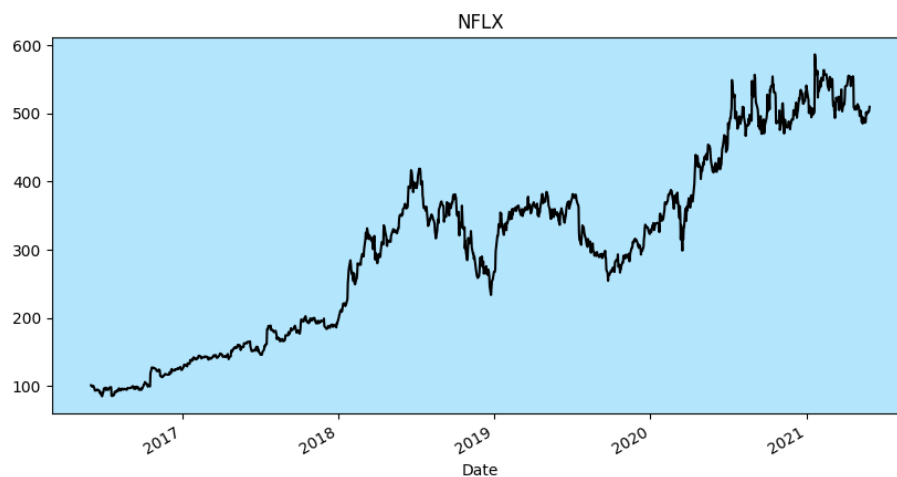


Рисунок 3.3 – Графік часового ряду

Ми можемо побачити, проаналізувавши рисунок 3.3, що з 2020 року починається поступове підвищення цін. Особливу увагу слід приділити поведінці часового ряду у період 2019 року. З графіку можемо побачити, що акції компанії мають перспективу спадання цін на даний момент часу.

Наведемо графік відсоткової зміни в ціні закриття (рис.3.4):

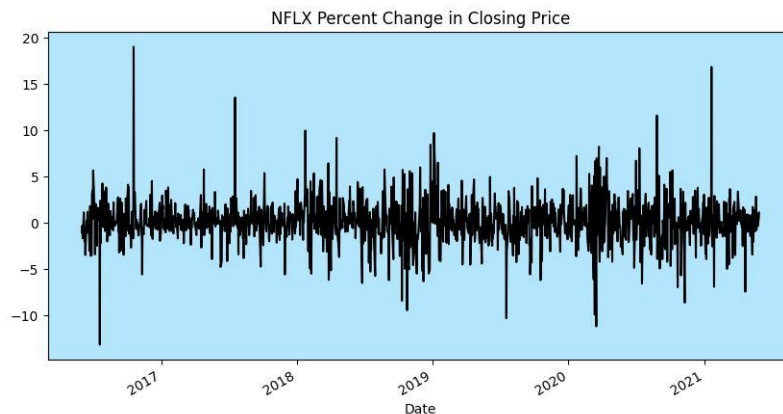


Рисунок 3.4 – Графік відсоткової зміни в ціні закриття акцій

Будуємо модель авторегресії (АР) для отримання залишків.

Автокореляційна функція (АКФ) для даних має такий вигляд (рис.3.5):

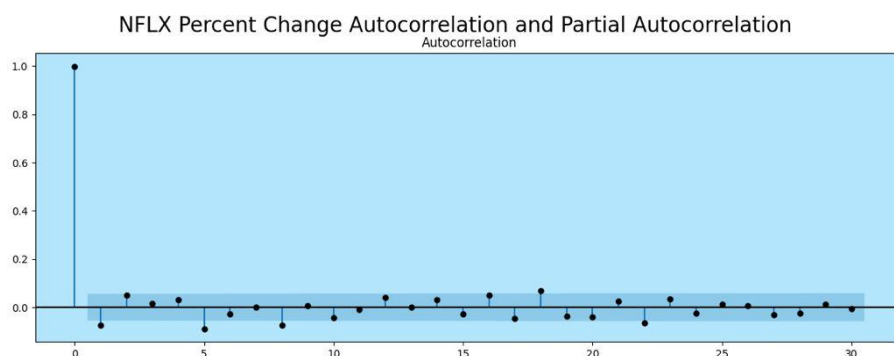


Рисунок 3.5. – АКФ вихідних даних

Часткова автокореляційна функція (ЧАКФ) для даних має такий вигляд (рис.3.6):

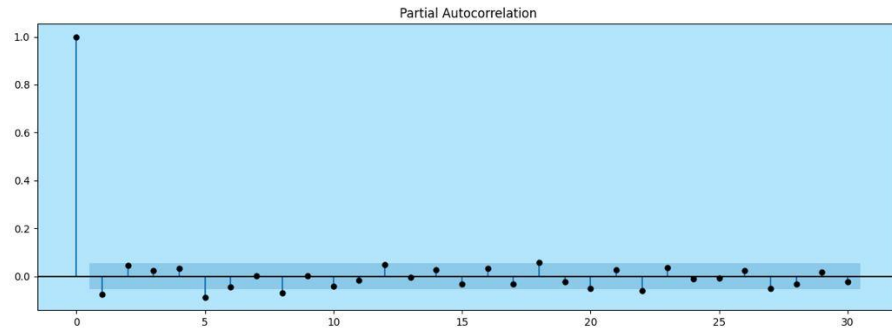


Рисунок 3.6. – ЧАКФ вихідних даних

Перший лаг є статистично значущим, тому його ми і включаємо до моделей.

В якості моделі волатильності розглянемо АРУГ(p) і УАРУГ (p, q). Дані моделі можна представити як:

$$\hat{\varepsilon}^2(k) = a_0 + a_1 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + a_2 \hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + a_q \hat{\varepsilon}^2(k-q) + v(k) \quad (3.2)$$

, де $\hat{\varepsilon}^2(k)$ – квадрати оцінок залишків (похибок) моделі;

a_0 – коефіцієнт затримки;

$a_1, \dots, a_q$ – параметри;

$v(k)$ – процес білого шуму з нульовим середнім для адекватної моделі;

$\varepsilon(k)$ - залишки, що можна знайти за допомогою рівнянь регресії, авторегресії, авторегресії з ковзним середнім.

$$h(k) = \beta_0 + \sum_{i=1}^p \beta_i \varepsilon^2(k-i) + \sum_{i=1}^q \alpha_i h(k-i) + v(k) \quad (3.3)$$

, де $\alpha, \beta > 0$,

$h(k)$ - ряд значень умовної дисперсії.

Для оцінювання адекватності моделей використаємо такі критерії адекватності:

- Коефіцієнт детермінації R^2 , який ми можемо порахувати за наступною формулою:

$$R^2 = \frac{\text{var}(\hat{y})}{\text{var}(y)} \quad (3.4)$$

, де у випадку, коли $R^2 \rightarrow 1$ ми отримуємо найкращу модель.

- Інформаційний критерій Акайке (AIC), що розраховується за формулою:

$$\text{AIC} = N \ln \left[\sum_{k=1}^N e^2(k) \right] + 2 * p \quad (3.5)$$

- SSE (сума квадратів похибок), що розраховується за формулою:

$$\text{SSE} = \sum_{k=1}^N [y'(k) - y(k)]^2 \quad (3.6)$$

- Статистика Дарбіна-Уотсона (DW), що обчислюється за формулою:

$$\text{DW} = 2 - 2 * \rho \quad (3.7)$$

, де

$$\rho = \text{cov}[e(k)] = E[e(k)e(k-1)] \quad (3.8)$$

Наведемо статистичні показники побудованих моделей у таблиці 3.1:

Таблиця 3.1 – Порівняльна характеристики побудованих моделей

Модель	R-squared	AIC	SSE	DW
АРУГ(17)	0.999	5870.96	466477.14	0.0997
УАРУГ(17,25)	0.999	5821.23	430382.91	2.0149

Отже, бачимо, що більш прийнятною для нас моделлю є модель УАРУГ. В подальшому, для прогнозування волатильності, будемо використовувати саме її.

Проводимо Q-тест Льюнга-Бокса на автокореляцію (який можливо використовувати сумісно з графіками АКФ і ЧАКФ). Ми можемо використовувати даний тест на залишках нашої моделі для знаходження автокореляції. Ідеальним варіантом буде, якщо наші залишки – білий шум.

У нас є дві гіпотези:

- H_0 – автокореляція відсутня, наші дані розподілені незалежно;
- H_a – автокореляція наявна, наші дані не розподілені самостійно.

Якщо ми отримуємо $p < \alpha = 0.05$, то автоматично відхиляємо нульову гіпотезу. Наведемо обчислені значення p (рис.3.7):

```
Ljung-Box p-values: [7.70628860e-03 6.06495455e-03 1.48101226e-02 1.88714895e-02
5.91953596e-04 9.26356138e-04 1.96848804e-03 2.23664574e-04
4.56766735e-04 3.58183581e-04 6.66302102e-04 5.56742139e-04
1.00013983e-03 1.14569994e-03 1.43517471e-03 8.34198688e-04
5.59747417e-04 1.35080440e-04 1.21764271e-04 1.04913900e-04
1.35266868e-04 3.99769209e-05 4.14164846e-05 5.25760047e-05
7.98337125e-05 1.26910517e-04 1.34703842e-04 1.70059394e-04
2.47313209e-04 3.70781200e-04 5.24780629e-04 3.30716029e-04
3.49362615e-04 3.46021933e-04 4.52571952e-04 3.43096173e-04
4.19258156e-04 5.79984601e-04 7.74386500e-04 6.36437166e-04]
```

Рисунок 3.7 – Обчисленні значення p

Отримаємо залишки в моделі УАРУГ (17,25) (рис.3.8) :

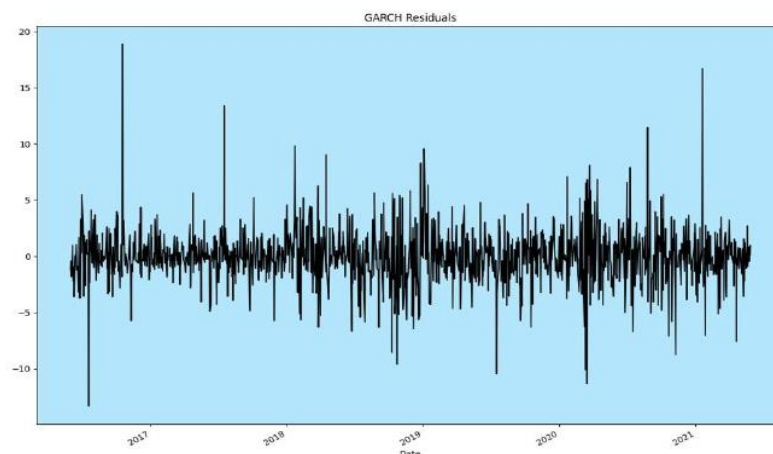


Рисунок 3.8 – Залишки в моделі УАРУГ

Будуємо ймовірнісний графік (рис.3.9):

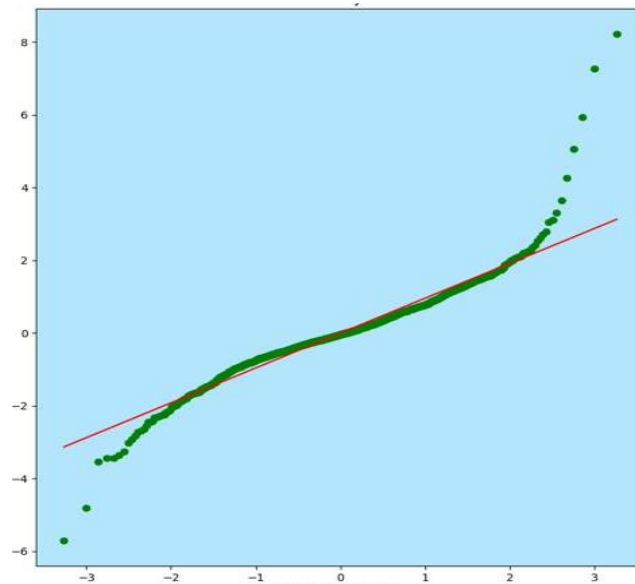


Рисунок 3.9 – Ймовірнісний графік

Проведемо бектестування, щоб оцінити ефективність моделі. Точність прогнозування будемо оцінювати за допомогою обчислення MSE та MAE.

Наведемо деякі теоретичні відомості щодо MAE та MSE:

– MSE розшифровується як «Mean Squared Error» і перекладається як «Середня квадратична помилка». Суть методу полягає по суті в тому, щоб мінімізувати суму квадратів відхилень фактичних значень від розрахункових (SSE - «Sum of Squared Errors»). Якщо отриману суму розділити на число спостережень, то вийде та сама MSE. Формула цільової функції в цьому випадку виглядає наступним чином:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (3.9)$$

, де Y – спостережувані значення змінної,

$\hat{Y}$ – передбачувані значення.

Якби у формулі не було квадрата, то позитивні і негативні відхилення один одного погашали, через що мінімізувався б не відстань між фактичними і розрахунковими значеннями. Тобто наявність квадратів дозволяє отримати деяку оцінку відстані від фактичних значень до лінії (розрахункових значень). Варто відзначити, що зведення в квадрат істотно збільшує ті значення, які лежать далеко від всіх інших. Тобто MSE є дозволяє отримати деяку середню оцінку. У випадку з регресіями використання MSE відповідає розрахунку коефіцієнтів методом найменших квадратів.

За допомогою MSE ми можемо розрахувати RMSE:

$$RMSE = \sqrt{MSE} \quad (3.10)$$

– MAE розшифровується як «Mean Absolute Error», що перекладається як «Середня абсолютна помилка». Розраховується вона так:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad (3.11)$$

, де x_i – справжні значення,
 y_i – передбачувані значення.

Модулі у формулі дозволяють позбутися від знаків і отримати деяку оцінку відстані від фактичних до розрахункових значень, яке потрібно буде потім мінімізувати. Безумовною перевагою MAE є те, що модулі не збільшують в разі відхиленнями. Тому ця оцінка фактично відповідає медіані.

Занесемо обчислені MAE та MSE, RMSE у таблицю 3.2:

Таблиця 3.2 – Обчислені середньо-квадратична та середня абсолютна похибки

	Error	Value
1	MAE	7.909
2	MSE	371.82
3	RMSE	19.2826

Також обчислимо коефіцієнт Тейла за формулою 3.7:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y'_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y'_i)^2}} \quad (3.12)$$

, де y_i - фактичні значення
 y'_i - передбачувані значення

Тобто, згідно формули 3.7 маємо, що $0 < U < 1$.

При $U=0$, дані, що були спрогнозовані співпадають з даними вихідного ряду, тоді модель нам підходить для прогнозування.

При $U=1$, дані вихідного ряду та значення, що були отримані за допомогою побудованої моделі є не корельованими, тоді модель не підходить нам для прогнозування.

Занесемо обчислені дані у таблицю 3.3:

Таблиця 3.3 – Статистичні характеристики якості прогнозів

Модель	RMSE	MAE	MSE	Theil
УАРУГ (17,25)	19.2826	7.909	371.82	0.6632

Наведемо графік фактичної волатильності в порівнянні з УАРУГ-волатильністю (рис.3.10):

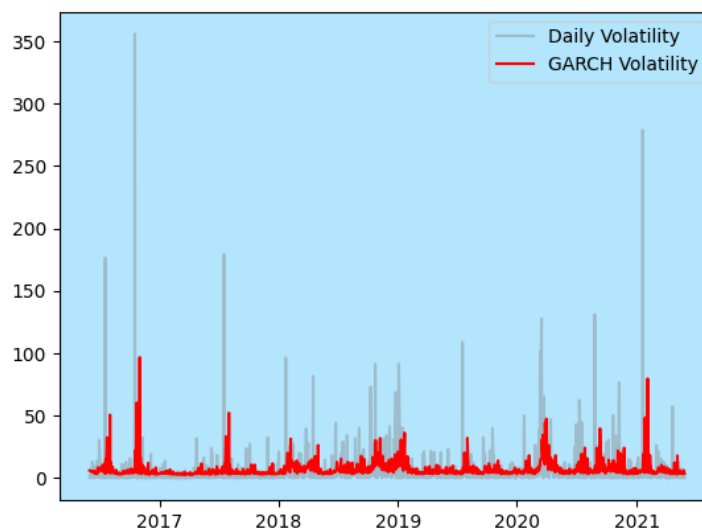


Рисунок 3.10 - Фактична волатильність в порівнянні з УАРУГ-волатильністю

Оцінимо ризик.

Схильність до ризику (VaR) на часовому горизонті t , з рівнем α є таке значення x , що:

$$P(R_t < x) = \alpha \quad (3.13)$$

, де R_t це прибуток на часовому горизонті t .

Очікуваний збиток (Умовна оцінка схильності до ризику або CVaR) для часового горизонту t , з рівнем α :

$$ES = E(R_t | R_t < x) \quad (3.14)$$

Обчислюємо VaR спочатку варіаційно-коваріаційним методом, що був описаний в розділі 3.3.. Наведемо графіки результатів обчислення та передбачення варіаційно-коваріаційним методом (рис.3.11-рис.3.12):

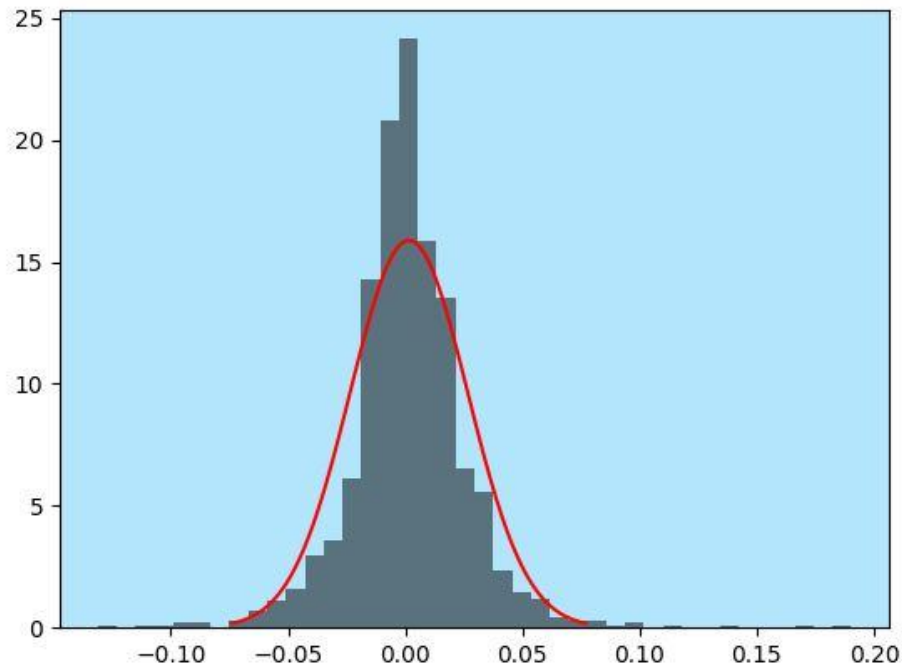


Рисунок 3.11 – Графік результатів обчислення VaR варіаційно-коваріаційним методом

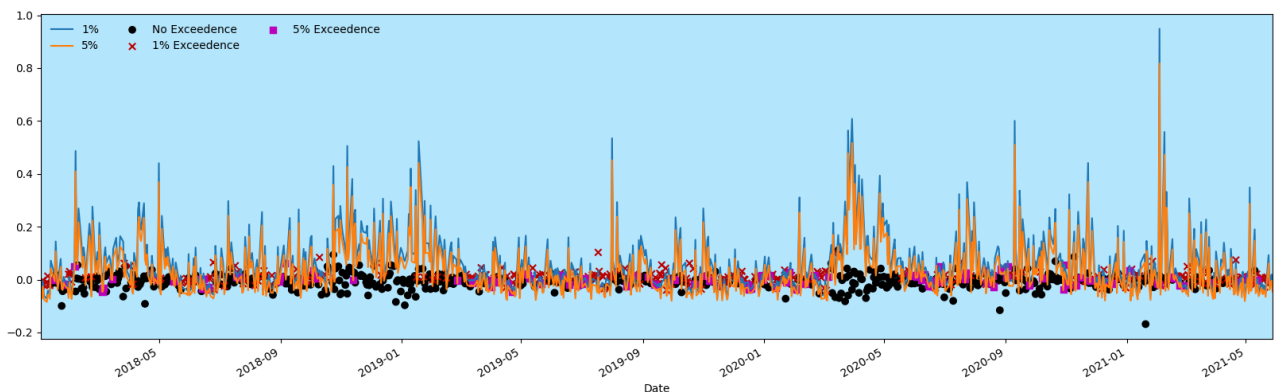


Рисунок 3.12 - Результати передбачення за допомогою VaR варіаційно-коваріаційним методом

Занесемо результати обчислення VaR при різних рівнях довіри у таблицю 3.4:

Таблиця 3.4. – Результати обчислення VaR варіаційно-коваріаційним методом

№	Рівень довіри	VaR
1	90%	-0.030592
2	95%	-0.039718
3	99%	-0.056835

Обчислимо VaR методом історичного моделювання, що був описаний в розділі 3.3. Наведемо графік (рис.3.13-рис.3.14):

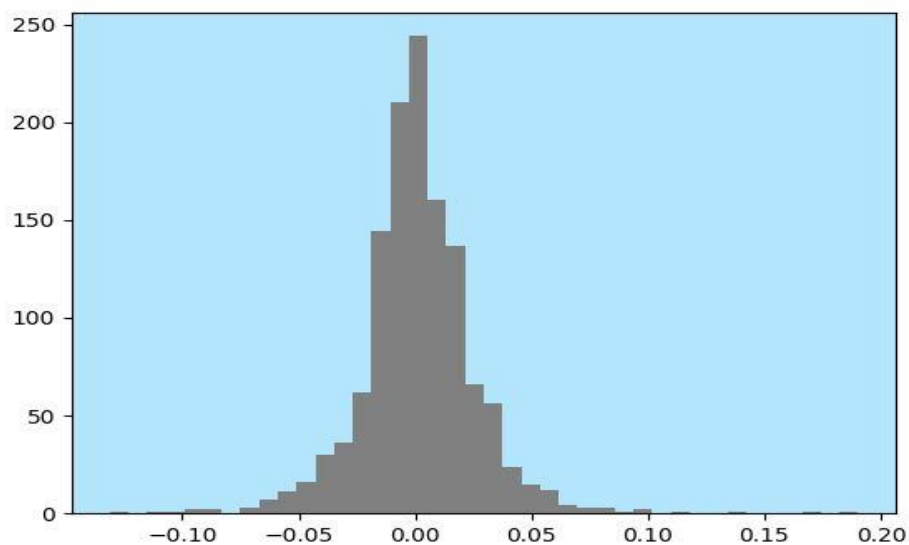


Рисунок 3.13 - Графік результатів обчислення VaR методом історичного моделювання

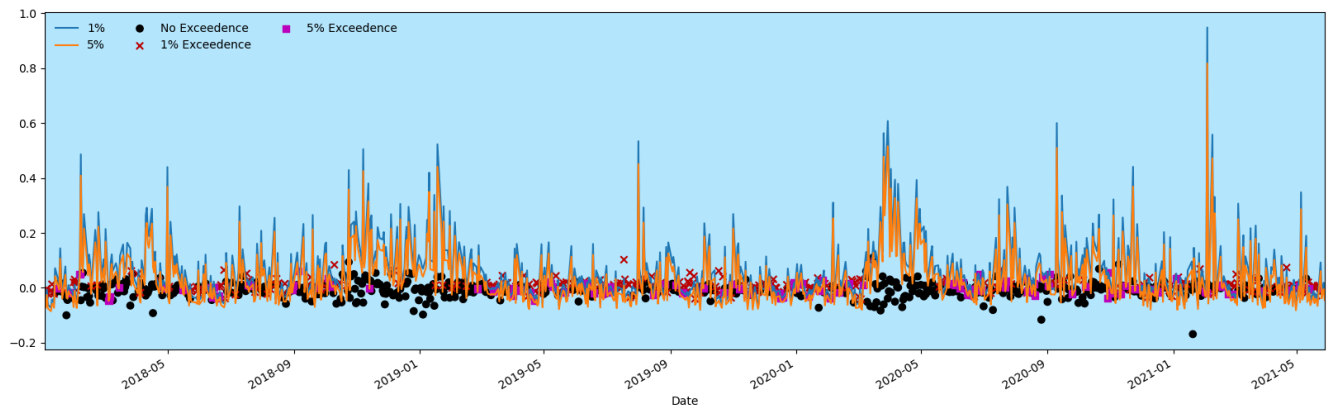


Рисунок 3.14 – Результати передбачення за допомогою VaR методом історичного моделювання

Занесемо результати обчислення VaR при різних рівнях довіри у таблицю 3.5:

Таблиця 3.5. – Результати обчислення VaR методом історичного моделювання

№	Рівень довіри	VaR
1	90%	-0.024102
2	95%	-0.038854
3	99%	-0.062124

Наведемо порівняльний графік VaR та ціни (рис.3.15):

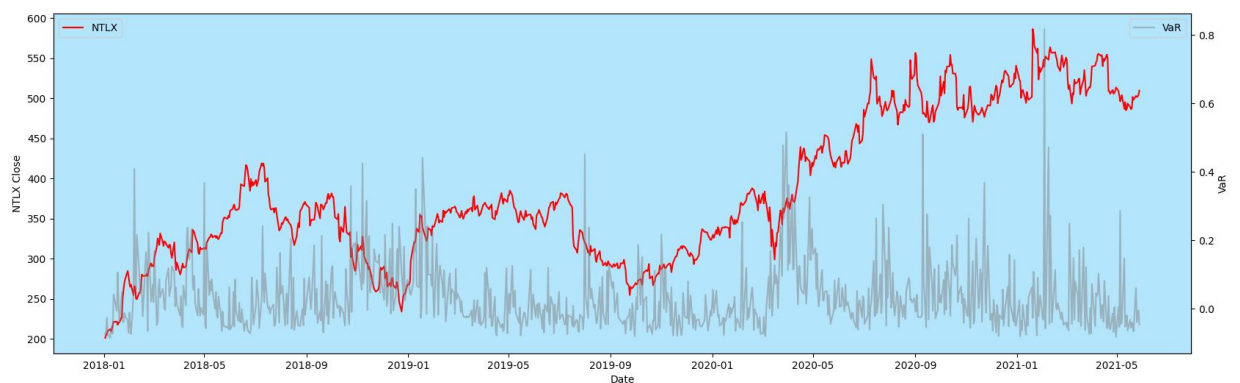


Рисунок 3.15 – Графік 5% щоденного VaR та ціни на акції компанії Netflix

Наведемо графік з передбаченням (рис.3.16):

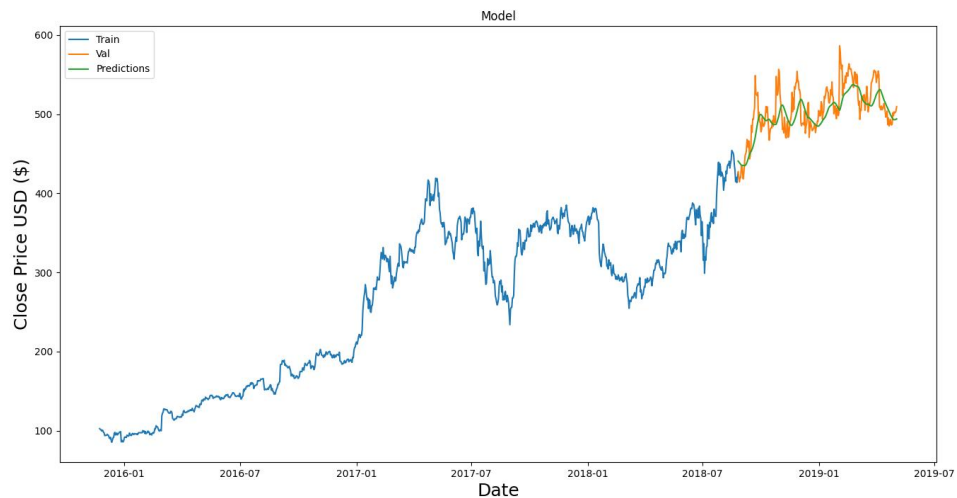


Рис.3.16 – Графік з прогнозованими та фактичними значеннями

Для застосовування методології VaR на ринку акцій застосовувались 2 методи оцінки: метод історичного моделювання і варіаційно-коваріаційний метод.

Ми можемо побачити, що при стабільній ситуації на ринку акцій, поведінка побудованої моделі є адекватною.

3.6 Висновки до розділу

Міра ризику Var має свої переваги і недоліки, проте за допомогою її застосування ми маємо можливість досить точно, правдоподібно та ефективно оцінити ризик будь-якої фінансової установи.

У даному розділі була продемонстрована архітектура СППР і сама побудована система підтримки прийняття рішень. Також ми провели аналіз

вибору інструментальної платформи для реалізації нашого програмного продукту.

Був проведений аналіз вибору даних для побудови моделей. Для оцінки характеристик самої моделі були використані коефіцієнт детермінації R^2 , сума квадратів похибок та статистика Дарбіна-Уотсона. Були побудовані графіки для: часового ряду, відсоткової зміни в закритті акцій, автокореляційної функції (АЧФ), часткової автокореляційної функції (ЧАКФ), залишків в моделі УАРУГ і результатів оцінювання VaR. Окрім того, був проведений Q-тест Льюнга-Бокса. Була отримана таблиця значень VaR при різних рівнях довіри.

РОЗДІЛ 4 ФУНКЦІОНАЛЬНО-ВАРТІСНИЙ АНАЛІЗ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

У даному розділі проводиться оцінка основних характеристик програмного продукту, розробленого для вирішення задач моделювання і прогнозування ринкових ризиків. Розділ включає в себе аналіз різних варіантів реалізації модулю з метою вибору оптимальної, з огляду на економічні та технічні фактори, використовуючи апарат функціонально-вартісного аналізу.

Функціонально-вартісний аналіз (ФВА) являє собою технологію, що дозволяє оцінити реальну вартість продукту або послуги незалежно від організаційної структури компанії. Основною метою застосування ФВА є виявлення резервів зниження витрат за рахунок ефективніших варіантів виробництва, кращого співвідношення між споживчою вартістю виробу та витратами на його виготовлення. У проведенні ФВА було використано економічну, технічну та конструкторську інформацію

Алгоритм функціонально-вартісного аналізу складається з визначення послідовності етапів розробки продукту, визначення повних витрат (річних) та кількості робочих часів, визначення джерел витрат та кінцевий розрахунок вартості програмного продукту.

4.1 Постановка задачі проектування

У роботі застосовується метод ФВА для проведення техніко-економічного аналізу розробки СППР для моделювання і прогнозування ринкових ризиків. Оскільки рішення стосовно проектування та реалізації компонентів, що розробляється, впливають на всю систему, кожна окрема підсистема має її задовольняти. Тому фактичний аналіз представляє собою аналіз функцій програмного продукту, призначеного для збору, обробки та проведення аналізу для подальшого моделювання і прогнозування даних по ринковим ризикам.

Технічні вимоги до програмного продукту є наступні:

- функціонування на персональних комп'ютерах із стандартним набором компонентів;
- зручність та зрозумілість для користувача;
- швидкість обробки даних та доступ до інформації в реальному часі;
- можливість зручного масштабування та обслуговування;
- мінімальні витрати на впровадження програмного продукту.

4.2 Обґрунтування функцій програмного продукту

Головна функція F_0 – розробка програмного продукту, який вирішує задачу системи підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику. Беручи за основу цю функцію, можна виділити наступні:

F_1 – вибір мови програмування;

F_2 – вибір фреймворку машинного навчання;

F_3 – вибір середовища розробки.

Кожна з цих функцій має декілька варіантів реалізації:

Функція F_1 :

а) Python

б) C++

Функція F_2 :

а) Tensorflow;

б) Caffe

Функція F_3 :

а) Jupyter Notebook;

б) Visual Studio.

Варіанти реалізації основних функцій наведені у морфологічній карті системи (рис. 4.1).

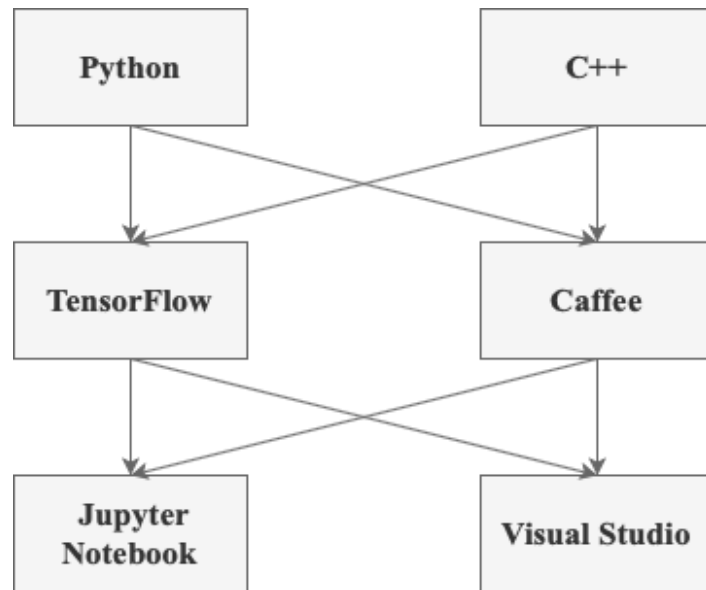


Рисунок 4.1 – Морфологічна карта

Морфологічна карта відображає множину всіх можливих варіанти основних функцій.

На основі цієї карти будуюмо позитивно-негативну матрицю варіантів основних функцій (Таблиця 4.1). Робимо висновок, що при розробці програмного продукту деякі варіанти реалізації функцій варто відкинути, тому що вони не відповідають поставленим перед програмним продуктом задачам. Ці варіанти відзначені у морфологічній карті.

Функція F_1 :

Перевагу віддаємо швидкості вивчення, простоті використання та наявності стандартних бібліотек для обчислення. Для спрощення роботи по написанню коду варіант Б має бути відкинтий.

Функція F_2 :

Обидва варіанти можна використовувати в розробці.

Функція F_3 :

Віддаємо перевагу варіанту А в разі вибору мови програмування Python.

Таким чином, будемо розглядати такий варіанти реалізації ПП:

$$F_1a - F_2a - F_3a$$

$$F_1a - F_2б - F_3a$$

Таблиця 4.1 - Позитивно-негативна матриця

Функції	Варіанти реалізації	Переваги	Недоліки
F_1	<i>A</i>	Швидка розробка програми, доступність бібліотек, кросплатформеність	Низька швидкість роботи, особливо, якщо потрібно обробляти велику кількість даних
	<i>B</i>	Код швидко виконується	Іде багато часу на розробку програми
F_2	<i>A</i>	Надійно працює з складними проектами	Не підтримується багатьма мовами
	<i>B</i>	Надійність	Додатковий час на інсталяцію та вивчення
F_3	<i>A</i>	Підтримується багатьма мовами програмування, легко запускається на будь-якому сервері	Відсутня можливість роботи без інтернету
	<i>B</i>	Багато інструментів, безпечна	Підтримує одночасно лише одну мову програмування

Для оцінювання якості розглянутих функцій обрана система параметрів, описана нижче.

4.3 Обґрунтування системи параметрів ПП

На основі даних, розглянутих вище, визначаються основні параметри вибору, які будуть використані для розрахунку коефіцієнта технічного рівня.

Для того, щоб охарактеризувати програмний продукт, будемо використовувати наступні параметри:

- $X1$ – швидкодія мови програмування;
- $X2$ – об'єм пам'яті для обчислень та збереження даних;
- $X3$ – час навчання даних;
- $X4$ – потенційний об'єм програмного коду.

Гірші, середні і кращі значення параметрів вибираються на основі вимог замовника й умов, що характеризують експлуатацію ПП як показано у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2. - Основні параметри ПП

Назва Параметра	Умовні позначе ння	Одиниці виміру	Значення параметра		
			гірші	середні	кращі
Швидкодія мови програмування	$X1$	оп/мс	9000	14000	18000
Об'єм пам'яті	$X2$	Мб	128	64	32
Час попередньої обробки даних	$X3$	мс	1000	430	180
Потенційний об'єм програмного коду	$X4$	кількість рядків коду	4000	2400	700

За даними таблиці 4.2 будуються графічні характеристики параметрів – рис. 4.2 – рис. 4.5.

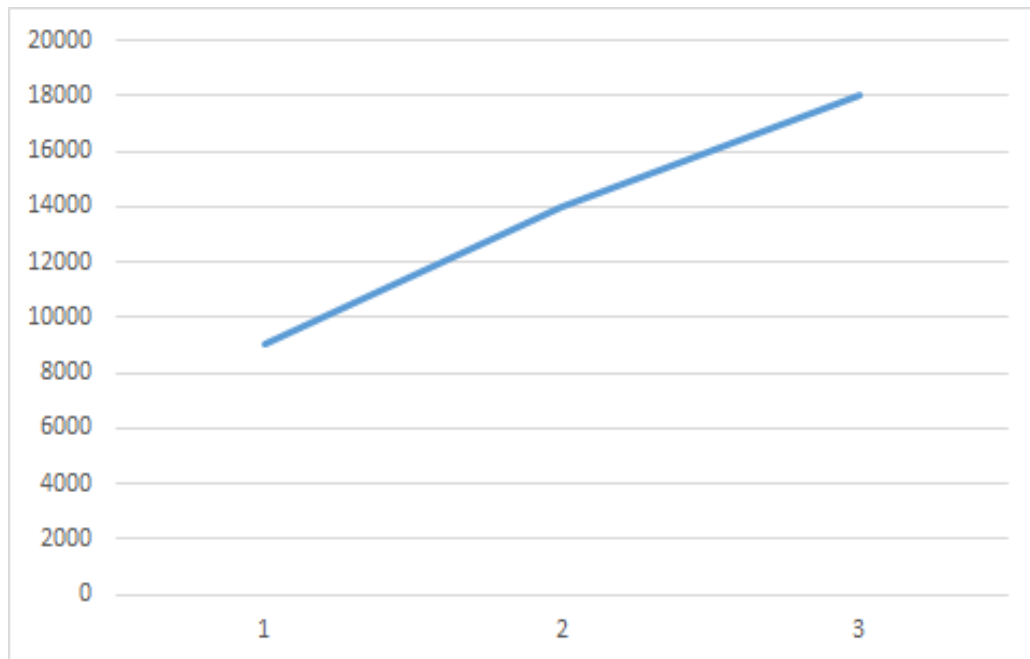


Рисунок 4.2 – X1, швидкодія мови програмування

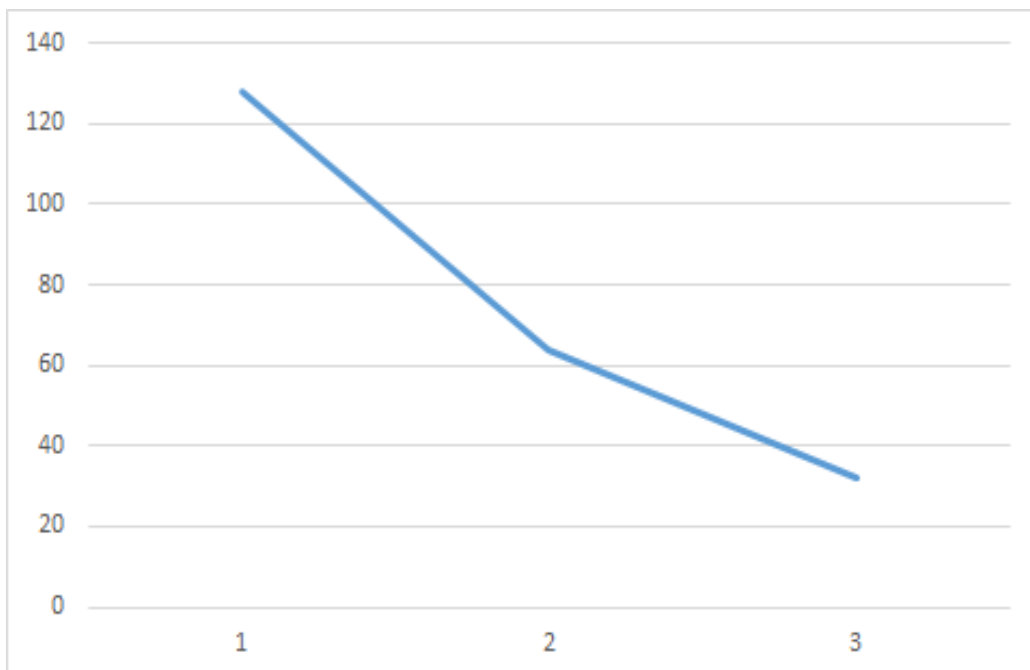


Рисунок 4.3 – X2, об'єм пам'яті

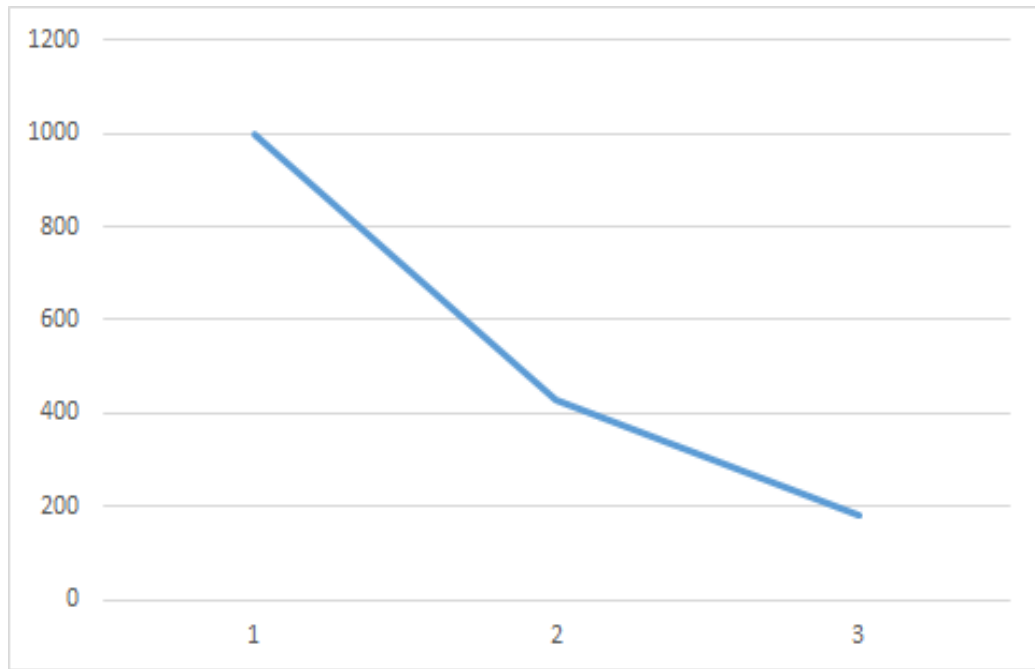


Рисунок 4.4 – X3, час попередньої обробки даних

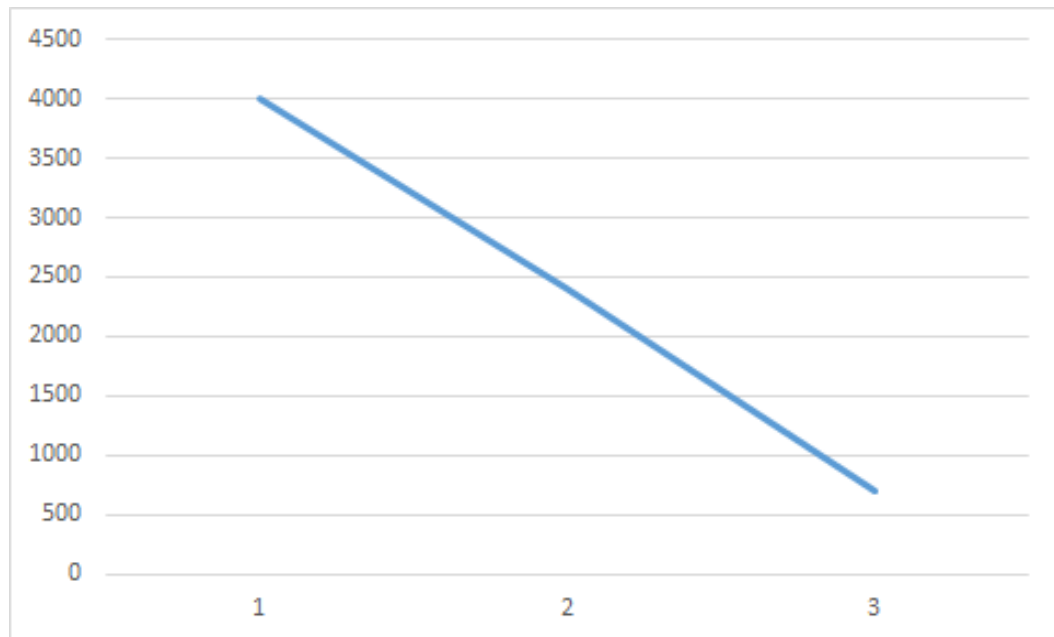


Рисунок 4.5 – X4, потенційний об'єм програмного коду

4.4 Аналіз експертного оцінювання параметрів

Після детального обговорення й аналізу кожний експерт оцінює ступінь важливості кожного параметру для конкретно поставленої цілі – розробка програмного продукту, який дає найбільш точні результати при знаходженні параметрів моделей адаптивного прогнозування і обчислення прогнозних значень.

Значимість кожного параметра визначається методом попарного порівняння. Оцінку проводить експертна комісія із 7 людей. Визначення коефіцієнтів значимості передбачає:

- визначення рівня значимості параметра шляхом присвоєння різних рангів;
- перевірку придатності експертних оцінок для подальшого використання;
- визначення оцінки попарного пріоритету параметрів;
- обробку результатів та визначення коефіцієнту значимості.

Результати експертного ранжування наведені у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 - Результати ранжування параметрів

Позначення параметра	Назва параметра	Одиниці виміру	Ранг параметра за оцінкою експерта							Сума рангів R_i	Відхилення Δ_i	Δ_i^2
			1	2	3	4	5	6	7			
$X1$	Швидкодія мови програмування	Оп/мс	1	2	2	2	1	2	2	12	-5,5	30,25
$X2$	Об'єм пам'яті	Мб	2	1	1	1	2	1	1	9	-8,5	72,25

Продовження таблиці 4.3

X3	Час попередньої обробки даних	мс	3	3	4	3	4	4	3	24	6,5	42,25
X4	Потенційний об'єм програмного коду	Кількість рядків коду	4	4	3	4	3	3	4	25	7,5	56,25
	Разом		10	10	10	10	10	10	10	70	0	201

Для перевірки степені достовірності експертних оцінок, визначимо наступні параметри:

а) сума рангів кожного з параметрів і загальна сума рангів:

$$R_i = \sum_{j=1}^N r_{ij} R_{ij} = \frac{Nn(n+1)}{2} = 70 \quad (4.1)$$

де N – число експертів,
 n – кількість параметрів;

б) середня сума рангів:

$$T = \frac{1}{n} R_{ij} = 17,5. \quad (4.2)$$

в) відхилення суми рангів кожного параметра від середньої суми рангів:

$$\Delta_i = R_i - T. \quad (4.3)$$

Сума відхилень по всіх параметрах повинна дорівнювати 0;

г) загальна сума квадратів відхилення:

$$S = \sum_{i=1}^N \Delta_i^2 = 201. \quad (4.4)$$

Порахуємо коефіцієнт узгодженості:

$$W = \frac{12S}{N^2(n^3 - n)} = \frac{12 \cdot 201}{7^2(4^3 - 4)} = 0,82 > W_k = 0,67. \quad (4.5)$$

Ранжування можна вважати достовірним, тому що знайдений коефіцієнт узгодженості перевищує нормативний, котрий дорівнює 0,67.

Скориставшись результатами ранжирування, проведемо попарне порівняння всіх параметрів і результати занесемо у таблицю 4.4.

Таблиця 4.4 - Попарне порівняння параметрів.

Параметри	Експерти							Кінцева оцінка	Числове значення
	1	2	3	4	5	6	7		
X1 і X2	<	>	>	>	<	>	>	>	1,5
X1 і X3	<	<	<	<	<	<	<	<	0,5
X1 і X4	<	<	<	<	<	<	<	<	0,5
X2 і X3	<	<	<	<	<	<	<	<	0,5
X2 і X4	<	<	<	<	<	<	<	<	0,5
X3 і X4	<	<	>	<	>	>	<	<	0,5

Числове значення, що визначає ступінь переваги i -го параметра над j -тим, a_{ij} визначається по формулі:

$$a_{ij} = \begin{cases} 1.5 \text{ при } X_i > X_j \\ 1.0 \text{ при } X_i = X_j \\ 0.5 \text{ при } X_i < X_j \end{cases} \quad (4.6)$$

З отриманих числових оцінок переваги складемо матрицю $A = \|a_{ij}\|$.

Для кожного параметра зробимо розрахунок вагомості $K_{\text{в}i}$ за наступними формулами:

$$K_{\text{в}i} = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^n b_i} \quad (4.7)$$

$$b_i = \sum_{i=1}^N a_{ij} \quad (4.8)$$

Відносні оцінки розраховуються декілька разів доти, поки наступні значення не будуть незначно відрізнятись від попередніх (менше 2%). На другому і наступних кроках відносні оцінки розраховуються за наступними формулами:

$$K_{\text{в}i} = \frac{b'_i}{\sum_{i=1}^n b'_i}, \quad (4.9)$$

$$b'_i = \sum_{i=1}^N a_{ij} b_j \quad (4.10)$$

Як видно з таблиці 4.5, різниця значень коефіцієнтів вагомості не перевищує 2%, тому більшої кількості ітерацій не потрібно.

Таблиця 4.5 - Розрахунок вагомості параметрів

Параметрих _i	Параметрих _j				Перша ітер.		Друга ітер.		Третя ітер	
	X1	X2	X3	X4	b_i	K_{Bi}	b_i^1	K_{Bi}^1	b_i^2	K_{Bi}^2
X1	1,0	1,5	0,5	0,5	3,5	0,219	12,25	0,208	44,875	0,207
X2	0,5	1,0	0,5	0,5	2,5	0,156	9,25	0,157	34,125	0,158
X3	1,5	1,5	1,0	0,5	4,5	0,281	16,25	0,275	59,125	0,274
X4	1,5	1,5	1,5	1,0	5,5	0,344	21,25	0,360	77,875	0,361
Всього:					16	1	59	1	216	1

4.5 Аналіз рівня якості варіантів реалізації функцій

Визначаємо рівень якості кожного варіанту виконання основних функцій окремо.

Абсолютні значення параметрів X2 (Об'єм пам'яті), X3 (час попередньої обробки даних) та X4 (потенційний об'єм програмного коду) відповідають технічним вимогам умов функціонування даного ПП.

Абсолютне значення параметра X1 (швидкість роботи мови програмування) обрано не найгіршим.

Коефіцієнт технічного рівня для кожного варіанта реалізації ПП розраховується так (таблиця 4.6):

$$K_K(j) = \sum_{i=1}^n K_{Bi,j} B_{i,j}, \quad (4.11)$$

де n – кількість параметрів;

K_{Bi} – коефіцієнт вагомості i -го параметра;

B_i – оцінка i -го параметра в балах.

Таблиця 4.6 - Розрахунок показників рівня якості варіантів реалізації основних функцій ПП

Основні функції	Варіант реалізації функції	Параметри	Абсолютне значення параметра	Бальна оцінка параметра	Коефіцієнт вагомості параметра	Коефіцієнт рівня якості
F1	A	X1	9000	7	0,207	1,45
F2	A	X2	32	6	0,158	0,95
	Б	X2	64	2	0,274	0,55
F3	A	X3	700	5	0,361	1,8

За даними з таблиці 4.6 за формулою:

$$K_K = K_{TY}[F_{1k}] + K_{TY}[F_{2k}] + \dots + K_{TY}[F_{zk}], \quad (4.12)$$

визначаємо рівень якості кожного з варіантів:

$$K_{K1} = 1,45 + 0,95 + 1,8 = 4,2,$$

$$K_{K2} = 1,45 + 0,55 + 1,8 = 3,8.$$

Як видно з розрахунків, кращим є перший варіант, для якого коефіцієнт технічного рівня має найбільше значення.

4.6 Економічний аналіз варіантів розробки ПП

Для визначення вартості розробки ПП спочатку проведемо розрахунок трудомісткості.

Всі варіанти включають в себе два окремих завдання:

1. Розробка проекту програмного продукту;

2. Розробка програмної оболонки;

Завдання 1 за ступенем новизни відноситься до групи А, завдання 2 – до групи Б. За складністю алгоритми, які використовуються в завданні 1 належать до групи 1; а в завданні 2 – до групи 3.

Для реалізації завдання 1 використовується довідкова інформація, а завдання 2 використовує інформацію у вигляді даних.

Проведемо розрахунок норм часу на розробку та програмування для кожного з завдань.

Загальна трудомісткість обчислюється як

$$T_0 = T_P \cdot K_{\Pi} \cdot K_{СК} \cdot K_M \cdot K_{СТ} \cdot K_{СТ.М}, \quad (4.13)$$

де T_P – трудомісткість розробки ПП;

K_{Π} – поправочний коефіцієнт;

$K_{СК}$ – коефіцієнт на складність вхідної інформації;

K_M – коефіцієнт рівня мови програмування;

$K_{СТ}$ – коефіцієнт використання стандартних модулів і прикладних програм;

$K_{СТ.М}$ – коефіцієнт стандартного математичного забезпечення

Для першого завдання ((при реалізації варіанту 1А алгоритм групи складності 3, ступінь новизни В, вид використаної інформації — НДІ)

$$T_P = 12, K_{\Pi} = 1.26, K_{СК} = 1, K_{СТ.М} = 1.$$

$$T_1 = 12 \cdot 1.26 \cdot 0.9 = 15.12 \text{ людино-днів.}$$

Для першого завдання (при реалізації варіанту 1Б, (алгоритм групи складності 1, ступінь новизни А, вид використаної інформації — НДІ))

$$T_p = 27, K_{\Pi} = 1.26 \text{ для НДІ, } K_{СК} = 1, K_{СТ.М} = 1.6,$$

$$T_1^2 = 27 * 1.26 * 1.6 = 54.432 \text{ людино-днів}$$

Для другого завдання (ступінь новизни А, група складності алгоритму 1)

$$T_p = 90 \text{ людино-днів, } K_{\Pi} = 1.6, K_{СК} = 1, K_{СТ} = 0.8,$$

$$T_2 = 90 * 1.6 * 0.8 = 115.2 \text{ людино-днів.}$$

Для третього завдання (ступінь новизни Б, група складності алгоритму 3)

$$T_p = 28 \text{ людино-днів, } K_{\Pi} = 0.7, K_{СТ} = 0.8,$$

$$T_3 = 28 * 0.7 * 0.8 = 15.68 \text{ людино-днів}$$

Трудовістість відповідних завдань для кожного з обраних варіантів реалізації програми

$$T_I = (15.12 + 115.2 + 15.68) * 8 = 1168 \text{ людино-годин;}$$

$$T_{II} = (54.432 + 115.2 + 15.68) * 8 = 1482.496 \text{ людино-годин;}$$

Найбільш високу трудовістість має варіант II.

В розробці беруть участь два програмісти з окладом 25000 грн. Визначимо середню зарплату за годину за формулою:

$$СЧ = \frac{М}{T_m \cdot t} \text{ грн.,} \quad (4.14)$$

де $М$ – місячний оклад працівників;

T_m – кількість робочих днів тиждень;

t – кількість робочих годин в день.

$$CЧ = \frac{25000}{1 \cdot 21 \cdot 8} = 148.81 \text{ грн.} \quad (4.15)$$

Тоді, розрахуємо заробітну плату за формулою:

$$CЗП = Cч \cdot T_i \cdot KД, \quad (4.16)$$

де $Cч$ – величина погодинної оплати праці програміста;

T_i – трудомісткість відповідного завдання;

$KД$ – норматив, який враховує додаткову заробітну плату.

Зарплата розробників за варіантами становить:

$$\text{I.} \quad CЗП = 148.81 \cdot 1168 \cdot 1.2 = 208572,01 \text{ грн.}$$

$$\text{II.} \quad CЗП = 148.81 \cdot 1482.496 \cdot 1.2 = 264732,27 \text{ грн.}$$

Відрахування на єдиний соціальний внесок становить 22%:

$$\text{I.} \quad C_{ВІД} = CЗП \cdot 0.22 = 208572,01 \cdot 0.22 = 45885,84 \text{ грн.}$$

$$\text{II.} \quad C_{ВІД} = CЗП \cdot 0.22 = 264732,27 \cdot 0.22 = 58241,09 \text{ грн.}$$

Тепер визначимо витрати на оплату однієї машино-години. (C_M)

Так як одна ЕОМ обслуговує одного програміста з окладом 25000 грн., з коефіцієнтом зайнятості 0,2 то для однієї машини отримаємо:

$$C_Г = 12 \cdot M \cdot K_3 = 12 \cdot 25000 \cdot 0,2 = 60000 \text{ грн.}$$

З урахуванням додаткової заробітної плати:

$$CЗП = C_Г \cdot (1 + K_3) = 60000 \cdot (1 + 0.2) = 72000 \text{ грн.}$$

Відрахування на соціальний внесок:

$$C_{\text{ВІД}} = C_{\text{ЗП}} \cdot 0.22 = 72000 \cdot 0.22 = 15840 \text{ грн.}$$

Амортизаційні відрахування розраховуємо при амортизації 25% та вартості ЕОМ – 130000 грн.

$$C_A = K_{\text{ТМ}} \cdot K_A \cdot \text{Ц}_{\text{ПР}} = 1.15 \cdot 0.25 \cdot 130000 = 37375 \text{ грн.}$$

, де $K_{\text{ТМ}}$ – коефіцієнт, який враховує витрати на транспортування та монтаж приладу у користувача;

K_A – річна норма амортизації;

$\text{Ц}_{\text{ПР}}$ – договірна ціна приладу.

Витрати на ремонт та профілактику розраховуємо як:

$$C_P = K_{\text{ТМ}} \cdot \text{Ц}_{\text{ПР}} \cdot K_P = 1.15 \cdot 130000 \cdot 0.05 = 7475 \text{ грн.}$$

, де K_P – відсоток витрат на поточні ремонти.

Ефективний годинний фонд часу ПК за рік розраховуємо за формулою:

$$\begin{aligned} T_{\text{ЕФ}} &= (D_K - D_B - D_C - D_P) \cdot t_3 \cdot K_B = (365 - 110 - 8 - 16) \cdot 8 \cdot 0.9 = \\ &= 1663.2 \text{ годин} \end{aligned}$$

, де D_K – календарна кількість днів у році;

D_B, D_C – відповідно кількість вихідних та святкових днів;

D_P – кількість днів планових ремонтів устаткування;

t – кількість робочих годин в день;

K_B – коефіцієнт використання приладу у часі протягом зміни.

Витрати на оплату електроенергії розраховуємо за формулою:

$$C_{\text{ЕЛ}} = T_{\text{ЕФ}} \cdot N_C \cdot K_3 \cdot C_{\text{ЕН}} = 1663,2 \cdot 0,2 \cdot 3,52 \cdot 0,6 = 702,53 \text{ грн.},$$

де N_C – середньо-споживча потужність приладу;

K_3 – коефіцієнтом зайнятості приладу;

$C_{\text{ЕН}}$ – тариф за 1 КВт-годин електроенергії.

Накладні витрати розраховуємо за формулою:

$$C_H = C_{\text{ПР}} \cdot 0,67 = 130000 \cdot 0,67 = 87100 \text{ грн.}$$

Тоді, річні експлуатаційні витрати будуть:

$$C_{\text{ЕКС}} = C_{\text{ЗП}} + C_{\text{ВІД}} + C_A + C_P + C_{\text{ЕЛ}} + C_H, \quad (4.17)$$

$$C_{\text{ЕКС}} = 72000 + 15840 + 37375 + 7475 + 702,53 + 87100 = 142102,53 \text{ грн.}$$

Собівартість однієї машино-години ЕОМ дорівнюватиме:

$$C_{\text{М-Г}} = C_{\text{ЕКС}} / T_{\text{ЕФ}} = 142102,53 / 1663,2 = 85,44 \text{ грн/год.}$$

Оскільки в даному випадку всі роботи, які пов'язані з розробкою програмного продукту ведуться на ЕОМ, витрати на оплату машинного часу, в залежності від обраного варіанта реалізації, складає:

$$C_M = C_{\text{М-Г}} \cdot T, \quad (4.18)$$

$$\text{I. } C_M = 85,44 \cdot 1168 = 99793,92 \text{ грн.}$$

$$\text{II. } C_M = 85,44 \cdot 1482.496 = 126664,46 \text{ грн.}$$

Накладні витрати складають 67% від заробітної плати:

$$C_H = C_{ЗП} \cdot 0,67, \quad (4.19)$$

$$\text{I. } C_H = 208572,01 \cdot 0,67 = 139743.25 \text{ грн.}$$

$$\text{II. } C_H = 264732,27 \cdot 0,67 = 177370.62 \text{ грн.}$$

Отже, вартість розробки ПП за варіантами становить:

$$C_{ПП} = C_{ЗП} + C_{ВІД} + C_M + C_H, \quad (4.20)$$

$$\text{I. } C_{ПП} = 208572,01 + 45885,84 + 99793,92 + 139743,25 = 493995.02 \text{ грн.}$$

$$\text{II. } C_{ПП} = 264732,27 + 58241,09 + 126664,46 + 177370,62 = 627008.44 \text{ грн.}$$

4.7 Вибір кращого варіанту ПП техніко-економічного рівня

Розрахуємо коефіцієнт техніко-економічного рівня за формулою:

$$K_{\text{ТЕР}j} = K_{Kj} / C_{\Phi j}, \quad (4.21)$$

$$K_{\text{ТЕР}1} = 4,2 / 493995.02 = 8,50 \cdot 10^{-6},$$

$$K_{\text{ТЕР}2} = 3,8 / 627008.44 = 6,06 \cdot 10^{-6}.$$

Як бачимо, найбільш ефективним є перший варіант реалізації програми з коефіцієнтом техніко-економічного рівня $K_{\text{ТЕР1}} = 8,50 \cdot 10^{-6}$.

Після виконання функціонально-вартісного аналізу програмного комплексу що розроблюється, можна зробити висновок, що з альтернатив, що залишились після першого відбору двох варіантів виконання програмного комплексу оптимальним є перший варіант реалізації програмного продукту. У нього виявився найкращий показник техніко-економічного рівня якості $K_{\text{ТЕР}} = 8,50 \cdot 10^{-6}$.

Цей варіант реалізації програмного продукту має такі параметри:

- мова програмування – Python;
- Використання моделей з великою ємністю
- Використання стандартного інтерфейсу візуалізації, швидкість розробки

Даний варіант виконання програмного комплексу дає користувачу зручний інтерфейс, непоганий функціонал і швидкодію.

4.8 Висновки до розділу 4

У цьому розділі було проведено повний функціонально-вартісний аналіз програмного продукту. Визначено та проведено оцінку основних функцій програмного продукту. Визначено параметри, які характеризують програмний продукт. Проведено експертне оцінювання параметрів та аналіз якості варіантів реалізації функцій.

Проведено економічний аналіз варіантів розробки – трудомісткість, витрати на заробітну плату та інші витрати.

Після ряду обчислень, ми дійшли висновку, що із переліку з двох альтернатив, перший варіант виявився найбільш ефективним. Його показник техніко-економічного рівня якості становить

$$K_{\text{TEP1}} = 8,50 \cdot 10^{-6}$$

ВИСНОВКИ ДО РОБОТИ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Управління ринковими ризиками є актуальною проблемою, що супроводжує дії усіх учасників фінансового ринку. Основною метою ризик-менеджменту є врахування усіх особливостей, нюансів і проблем у вирішенні задач управління фінансовими ризиками в умовах невизначеності.

В даній роботі було розглянуто: загальну класифікацію фінансових ризиків, сучасні методи управління ними. Ми приділили значну увагу можливості побудови і використання СППР.

Ми розглянули методологію моделювання і прогнозування гетероскедастичних фінансово-економічних процесів. Ми детально розглянули основні типи моделей для опису фінансових процесів: авторегресійна умовно гетероскедастична модель (АРУГ), узагальнена авторегресійна умовно гетероскедастична модель (УАРУГ), експоненційна узагальнена авторегресійна умовно гетероскедастична модель (Е-УАРУГ) і моделі на основі байєсівського підходу. Були виділені основні критерії якості для аналізу моделей. Також ми навели методику побудови моделей для опису фінансово-економічних процесів.

Найбільшу увагу ми приділили широко розповсюдженій методології VaR для оцінювання ринкових ризиків. Звичайно методологія VaR не є абсолютно ідеальною для вимірювання ризику, основні переваги та недоліки були розглянуті в даній роботі.

Для оцінювання VaR ми використали два найбільш відомі методи:

- метод історичного моделювання;
- варіаційно-коваріаційний метод.

Дані методи були обрані через їх простоту реалізації.

Метод історичного моделювання фактично заснований на історичному розподілі дохідностей активів, тобто, ми можемо не використовувати для його реалізації моделі динаміки валютної вартості активів певного портфелю.

Важливою перевагою даного методу є те, що для нас не є істотно важливим момент припущення відносно виду розподілу дохідності певного портфелю.

Варіаційно-коваріаційний метод виділяється своєю можливістю отримання адекватної точності оцінки VaR в більшості випадків практичного застосування. Окрім того, важливою перевагою даного методу є те, що збір даних не потребує великої витратності.

Була побудована система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику. Створений алгоритм був запрограмований за допомогою мови програмування Python та інтегрованої середовища розробки PyCharm. Доцільність даного вибору інструментальної платформи було уважно проаналізовано за допомогою функціонально-вартісного аналізу.

Ціни на акції компанії Netflix, що були взяті з сайту Yahoo! Finance представляли собою реальні дані для побудованої моделі волатильності APUG. Даний вибір характеризувався цікавим та неоднозначним для ринку збільшенням цін акцій. За допомогою побудованої моделі часового ряду ми змогли детально проаналізувати динаміку коливань акцій компанії за останні п'ять років. Ми виділили швидкий темп кратного зростання котирувань та деяку нестабільність акцій компанії Netflix, що було чудовим прикладом для застосування методології VaR і прогнозування ринкового ризику. Окрім того, ми помітили, що акції компанії мають перспективу спадання цін на даний момент часу.

Для подальших досліджень ми можемо порекомендувати обрати та імплементувати реалізації інших методів інтелектуального аналізу до розробленої системи підтримки прийняття рішень. Серед таких методів, що забезпечать більш високу адекватність, можна виділити: нейронні мережі, нечітку логіку, байєсівські мережі довіри та метод групового урахування аргументів.

Окрім того, було б доцільним використати авторегресійну гетероскедастичну модель модифіковану чи моделювання премії за ризик.

Для оцінювання ризиків було б доцільним застосувати такі показники як Shortfall і CVaR, що уникнули б недоліки методології VaR. Також доречним було б застосувати різні методи стрес-тестування для шоківих випадків.

Через велику невизначеність параметрів, що виникають при прогнозуванні портфелю для тривалої перспективи, було доцільно б використати байєсівський підхід до прогнозування ризику, адже байєсівське прогнозування безпосередньо пов'язано з показниками ризику, що залежать від параметрів хвоста: очікуваний дефіцит. Окрім того для методу байєсівського прогнозування ризику можливе використання «вибірки важливості» для моделювання, що включає в себе детальний аналіз серії сценаріїв високих збитків. А, отже, даний метод вагомо підвищує ефективність обчислень. При використанні алгоритму байєсівського підходу щодо показника VaR у байєсівських рамках найбільшу увагу приділяють байєсівській прогнозованій щільності. Спочатку щільність апроксимується, після чого ефективно застосовують багатоступеневі сценарії «високих втрат». Запропонований підхід може значно перевершити інші існуючі альтернативні підходи з огляду на однакову кількість обчислювального часу або може вимагати значно менше обчислювального часу для однакової числової точності.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. “Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking systems” – Basel Committee on Banking Supervision, 2010. 77 с.
2. НАЦІОНАЛЬНА КОМІСІЯ З ЦІННИХ ПАПЕРІВ ТА ФОНДОВОГО РИНКУ РІШЕННЯ Про затвердження Положення щодо пруденційних нормативів професійної діяльності на фондовому ринку та вимог до системи управління ризиками (Положення, розд.2, п.1) 01.10.2015 № 1597
3. Amendment to the Capital Accord to incorporate market risks [Електронний ресурс]. – Режим доступу <http://www.bis.org>
4. Положения о регулировании Национальным банком Украины ликвидности банков Украины // Постановление Правления Национального банка Украины от 30.04.2009 г.. № 259.
5. Методичні вказівки з інспектування банків «Система оцінки ризиків» /Затв. постановою правління Національного банку України від 15.03.2004 № 104. 2004 43 с.
6. Методичні рекомендації щодо організації та функціонування систем ризик-менеджменту в банках України [Електронний ресурс]. – Режим доступу <http://zakon5.rada.gov.ua/laws/show/v0361500-04>
7. Балабанов И. Т. Риск-менеджмент. М.: Финансы и статистика, 1996. 192 с.
8. Jorion Ph. Financial risk-management: Second edition. New Jersey: John Wiley&Sons, 2003. 708 с.
9. McNeil A.J., Rudiger Frey, Paul Embrechts. Quantitative risk management: concepts, techniques, and tools. London: T&T Productions Ltd., 2005. 554 с
10. Лобанов А. А., Чугунов А. В. Энциклопедия финансового риск-менеджмента А. Лобанов, – М.: Альпина Паблишер, 2003. 786 с
11. Holsapple C.W., Whinston A.B. Decision Support Systems. St. Paul, Minnesota: West Publishing Company, 1996. 713 с.

12. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений. Москва: Логос, 2000. 296 с
13. П.І. Бідюк. Моделювання і прогнозування гетероскедастичних процесів. Систем. дослідж. та інформ. технології. 2004 № 1. С. 115-134.
14. М. Вербик. Авторегрессионная условная гетероскедастичность (АРУГ). Прикладная эконометрика. 2007. URL: http://pe.cemi.rssi.ru/pe_2007_4_125-132.pdf (дата звернення 05.05.2020).
15. Бідюк П. І. Ймовірісно-статистичні методи моделювання і прогнозування. Миколаїв: Чорноморський державний університет ім. Петра Могили, 2014. 440 с.
16. Affet-Sahalia Y. Transition Densities for Interest Rate and Other Nonlinear Diffusions. The Journal of Finance. 1999. Vol. 54, No. 4. С. 1361–1395.
17. П.І. Бідюк. Моделювання і прогнозування гетероскедастичних процесів. Систем. дослідж. та інформ. технології. 2004 № 1. С. 115-134.
18. Kloeden P.E., Platen, E. Numerical Solution of Stochastic Differential Equations. Springer, Berlin, 1992. 629 с.
19. Бідюк П. І. 1, Кожухівський А. Д. 2, Кожухівська О. А.. Система підтримки прийняття рішень для аналізу і прогнозування стану підприємства. Систем. дослідж. та інформ. технології. 2013. С. 128-136.
20. Бідюк П.І., Коршевніюк Л.О., 2010 “СИСТЕМА ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ І ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ ПІДПРИЄМСТВА НА ОСНОВІ МЕРЕЖ БАЙЄСА”
21. Згуровський М. З., Бідюк П. І., Терентьев О. М., Просянкін-Жарова Т. І. Байєсівські мережі в системах підтримки прийняття рішень. Київ: ТОВ «Видавниче Підприємство «Едельвейс», 2015. 300 с.
22. Бідюк П. І., Терентьев А.Н., Коновалюк М.М. “Байесовские сети в технологиях интеллектуального анализа данных”. 2010. С. 104-113.
23. Бідюк П.І., Кузнєцова Н.В. System Research & Information Technologies, 2007. С. 26-39.

24. Fukushima K. Neocognitron: A Self-Organizing Neural Network for a Mechanism of Pattern Recognition Unaffected by Shift in Position. *Biological Cybernetics*, 1980. C.193–202.
25. Y. LeCun, B. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. Hubbard, L.D. Jackel Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition, *Neural Computation*, 1989. 546 p.
26. Архангельская Е., Николенко С., Кадушин А. Глубокое обучение. СПб: Питер, 2018. 476 с.
27. Poon S.-H. A practical guide for forecasting financial market volatility. Chichester: John Wiley & Sons Ltd. 2005. 238 с.
28. Giraitis L., Leipus R., Surgailis D. Recent advances in ARCH modelling. 2013. C. 608-631.

ДОДАТОК А (ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ)

```
from datetime import datetime
from concurrent import futures

import pandas as pd
from pandas import DataFrame
import pandas_datareader.data as web

def download_stock(stock):
    """ try to query the iex for a stock, if failed note with print """
    try:
        print(stock)
        stock_df = web.DataReader(stock, 'yahoo', start_time, now_time)
        stock_df['Name'] = stock
        output_name = stock + '_data.csv'
        stock_df.to_csv(output_name)
        print(output_name)
    except:
        bad_names.append(stock)
        print('bad: %s' % (stock))

if __name__ == '__main__':

    """ set the download window """
    now_time = datetime.now()
    start_time = datetime(now_time.year - 5, now_time.month, now_time.day)
```

```
""" list of s_and_p companies """
```

```
s_and_p = ['NFLX']
```

```
bad_names = [] # to keep track of failed queries
```

```
"""here we use the concurrent.futures module's ThreadPoolExecutor
to speed up the downloads buy doing them in parallel
as opposed to sequentially """
```

```
# set the maximum thread number
```

```
max_workers = 50
```

```
workers = min(max_workers, len(s_and_p)) # in case a smaller number of
stocks than threads was passed in
```

```
with futures.ThreadPoolExecutor(workers) as executor:
```

```
    res = executor.map(download_stock, s_and_p)
```

```
""" Save failed queries to a text file to retry """
```

```
if len(bad_names) > 0:
```

```
    with open('failed_queries.txt', 'w') as outfile:
```

```
        for name in bad_names:
```

```
            outfile.write(name + '\n')
```

```
# timing:
```

```
finish_time = datetime.now()
```

```
duration = finish_time - now_time
```

```
minutes, seconds = divmod(duration.seconds, 60)
```

```
print('getSandP_threaded.py')
```

```
print(f'The threaded script took {minutes} minutes and {seconds} seconds to
```

```
run.')
```

```
# The threaded script took 0 minutes and 31 seconds to run.
```

```
import math
```

```
import os
```

```
import matplotlib
```

```
import pandas as pd
```

```
import numpy as np
```

```
import random
```

```
import itertools
```

```
from arch import arch_model
```

```
from scipy.stats import shapiro
```

```
from scipy.stats import probplot
```

```
from statsmodels.stats.diagnostic import het_arch
```

```
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf
```

```
from statsmodels.stats.diagnostic import acorr_ljungbox
```

```
from scipy.stats import norm
```

```
import tabulate
```

```
from matplotlib import pyplot as plt
```

```
import matplotlib.mlab as mlab
```

```
from cycler import cycler
```

```
from statsmodels.stats.stattools import durbin_watson
```

```
def gridsearch(data, p_rng, q_rng):
```

```
    top_score, top_results = float('inf'), None
```

```
    top_models = []
```

```
    for p in p_rng:
```

```
        for q in q_rng:
```

```
            try:
```

```
                model = arch_model(data, vol='GARCH', p=p, q=q, dist='normal')
```

```

model_fit = model.fit(dispatch='off')
resid = model_fit.resid
st_resid = np.divide(resid, model_fit.conditional_volatility)
results = evaluate_model(resid, st_resid)
results['AIC'] = model_fit.aic
results['params']['p'] = p
results['params']['q'] = q
if results['AIC'] < top_score:
    top_score = results['AIC']
    top_results = results
elif results['LM_pvalue'][1] is False:
    top_models.append(results)
except:
    continue
top_models.append(top_results)
return top_models

```

```
def evaluate_model(residuals, st_residuals, lags=50):
```

```

    results = {
        'LM_pvalue': None,
        'F_pvalue': None,
        'SW_pvalue': None,
        'AIC': None,
        'params': {'p': None, 'q': None}
    }
    arch_test = het_arch(residuals, maxlag=lags)
    shap_test = shapiro(st_residuals)
    # We want falsey values for each of these hypothesis tests
    results['LM_pvalue'] = [arch_test[1], arch_test[1] < .05]
    results['F_pvalue'] = [arch_test[3], arch_test[3] < .05]

```

```

results['SW_pvalue'] = [shap_test[1], shap_test[1] < .05]
return results

```

```

# plt.style.use('fivethirtyeight')
plt.rcParams['axes.facecolor'] = '#B3E5FC'
# plt.rcParams['xtick.labelsize'] = 10
# plt.rcParams['ytick.labelsize'] = 10
# %matplotlib inline

# path = '.'
# csvs = [os.path.join(path, file) for file in os.listdir(path) if file.endswith('.csv')]
# df = pd.DataFrame()
# for file in csvs:
#     stock_df = pd.read_csv(file)
#     print(stock_df)
#     stock_df.index = pd.DatetimeIndex(stock_df.Date)
#     name = stock_df['Name'].iloc[0]
#     df[name] = stock_df['Close']
#
# df.plot(figsize=(10, 5), title='Closing Price for 8 Random Stocks')
# df.head()

stock = 'NFLX'
df = pd.read_csv(f'./{stock}_data.csv')
df.index = pd.DatetimeIndex(df.Date)
df = df.drop(columns=['Open', 'High', 'Low', 'Volume', 'Date', 'Name'])
df['pct_change'] = 100 * df['Close'].pct_change()
df.dropna(inplace=True)
df['Close'].plot(figsize=(10, 5), title=f'{stock}', color='black')

```

```

# plt.grid(b=None)
plt.savefig('./static/close-pric')
plt.show()
df['pct_change'].plot(figsize=(10, 5), title=f'{stock} Percent Change in Closing
Price', color='black')
# plt.grid(b=None)
plt.savefig('./static/perc-change')

plt.show()

pacf = plot_pacf(df['pct_change'], lags=30, color='black')
pacf.set_figheight(5)
pacf.set_figwidth(15)
plt.savefig('./static/pacf')

plt.show()
acf = plot_acf(df['pct_change'], lags=30, color='black')

acf.suptitle(f'{stock} Percent Change Autocorrelation and Partial Autocorrelation',
fontsize=20)

acf.set_figheight(5)
acf.set_figwidth(15)
# acf.grid(b=None)

# plt.grid(b=None)
plt.savefig('./static/perce-change-auto')

plt.show()

```

```

ljung_res = acorr_ljungbox(df['pct_change'], lags=40, boxpierce=True)
print(f'Ljung-Box p-values: {ljung_res[1]}')
print(f'\nBox-Pierce p-values: {ljung_res[3]}')

def ts_plot(residuals, stan_residuals, time, lags=50):
    residuals.plot(title='GARCH Residuals', figsize=(15, 10), color='black')
    # plt.grid(b=None)
    plt.savefig('./static/garch-resid' + time)

    plt.show()

    fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=2, figsize=(20, 10))
    ax[0].set_title('GARCH Standardized Residuals KDE')
    ax[1].set_title('GARCH Standardized Residuals Probability Plot1')
    residuals.plot(kind='kde', ax=ax[0])
    probplot(stan_residuals, dist='norm', plot=ax[1])
    ax[0].get_lines()[0].set_color('black')
    ax[1].get_lines()[0].set_color('green')
    # plt.grid(b=None)
    plt.savefig('./static/garch-resid-kde' + time)

    plt.show()

    pacf = plot_pacf(stan_residuals, lags=lags, color='black')

    pacf.set_figheight(5)
    pacf.set_figwidth(15)

    plt.savefig('./static/pacf-ts_plot' + time)

```

```
plt.show()
```

```
acf = plot_acf(stan_residuals, lags=lags, color='black')
```

```
acf.suptitle('GARCH Model Standardized Residual Autocorrelation',
fontsize=20)
```

```
acf.set_figheight(5)
```

```
acf.set_figwidth(15)
```

```
# plt.grid(b=None)
```

```
plt.savefig('./static/garch-resid-aut' + time)
```

```
plt.show()
```

```
garch = arch_model(df['pct_change'], vol='GARCH', p=1, q=1, dist='normal')
```

```
fgarch = garch.fit(displ='off')
```

```
resid = fgarch.resid
```

```
st_resid = np.divide(resid, fgarch.conditional_volatility)
```

```
ts_plot(resid, st_resid, '1')
```

```
print(fgarch.summary())
```

```
arch_test = het_arch(resid, maxlag=50)
```

```
shapiro_test = shapiro(st_resid)
```

```
print(f'Lagrange multiplier p-value: {arch_test[1]}')
```

```
print(f'F test p-value: {arch_test[3]}')
```

```
print(f'Shapiro-Wilks p-value: {shapiro_test[1]}')
```

```
p_rng = range(0, 30)
```

```
q_rng = range(0, 40)
```

```
df['dif_pct_change'] = df['pct_change'].diff()
```

```
top_models = gridsearch(df['dif_pct_change'], p_rng, q_rng)
print(top_models)
```

```
garch = arch_model(df['pct_change'], vol='GARCH', p=17, q=25, dist='normal')
fgarch = garch.fit(dis='off')
resid = fgarch.resid
st_resid = np.divide(resid, fgarch.conditional_volatility)
ts_plot(resid, st_resid, '2')
arch_test = het_arch(resid, maxlag=50)
shapiro_test = shapiro(st_resid)
print(f'Lagrange mulitplier p-value: {arch_test[1]}')
print(f'F test p-value: {arch_test[3]}')
print(f'Shapiro-Wilks p-value: {shapiro_test[1]}')
print(fgarch.summary())
```

```
df['returns'] = df['Close'].pct_change()
plt.hist(df['returns'], bins=40, color='grey')
# plt.grid(b=None)
plt.savefig('./static/var-hist')
plt.show()
```

```
mean = np.mean(df['returns'])
std_dev = np.std(df['returns'])
# (bins=40,)
plt.hist(df['returns'], bins=40, density=True, histtype='stepfilled', alpha=0.5,
color='black')
```

```
x = np.linspace(mean - 3 * std_dev, mean + 3 * std_dev, 100)
plt.plot(x, norm.pdf(x, mean, std_dev), 'r')
# plt.grid(b=None)
```

```
plt.savefig('./static/var')
```

```
plt.show()
```

```
VaR_90 = norm.ppf(1 - 0.9, mean, std_dev)
```

```
VaR_95 = norm.ppf(1 - 0.95, mean, std_dev)
```

```
VaR_99 = norm.ppf(1 - 0.99, mean, std_dev)
```

```
data = {"Confidence Level": ["90%", "95%", "99%"], 'Var': [VaR_90, VaR_95,
VaR_99]}
```

```
dfVar = pd.DataFrame(data)
```

```
dfVar.to_csv('./static/var-data.csv', index=False)
```

```
data = {"Confidence Level": ["90%", "95%", "99%"],
        'Var': [df['returns'].quantile(0.1), df['returns'].quantile(0.05),
df['returns'].quantile(0.01)]}
```

```
dfVar2 = pd.DataFrame(data)
```

```
dfVar2.to_csv('./static/var-hist-data.csv', index=False)
```

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error
```

```
def get_errors(observation, forecast):
```

```
    # Call sklearn function to calculate MAE
```

```
    mae = mean_absolute_error(observation.iloc[3:], forecast.iloc[3:])
```

```
    print(f'Mean Absolute Error (MAE): {round(mae, 3)}')
```

```
    # Call sklearn function to calculate MSE
```

```
    mse = mean_squared_error(observation.iloc[3:], forecast.iloc[3:])
```

```
    print(f'Mean Squared Error (MSE): {round(mse, 3)}')
```

```
    return mae, mse
```

```

df['mem'] = df['returns'] * 100
errors      =      get_errors(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2),
fgarch.conditional_volatility ** 2)

data = {"Error": ["MAE", "MSE"],
        'Value': errors}
dfVar2 = pd.DataFrame(data)
dfVar2.to_csv('./static/errors-data.csv', index=False)

# Plot the actual Bitcoin volatility
plt.plot(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2),      color='grey',      alpha=0.4,
label='Daily Volatility')

# Plot EGARCH estimated volatility
plt.plot(fgarch.conditional_volatility ** 2, color='red', label='GARCH Volatility')

plt.legend(loc='upper right')
plt.savefig('./static/garch-daily-vol')
plt.show()

am = arch_model(df['pct_change'], vol='GARCH', p=17, q=25, dist='normal')
res = am.fit(dispatch="off", last_obs="2017-12-31")

forecasts = res.forecast(start="2018-1-1", reindex=False)
cond_mean = forecasts.mean["2018":]
cond_var = forecasts.variance["2018":]
std_rets = (df['returns'] - fgarch.params["mu"]) / fgarch.conditional_volatility
std_rets = std_rets.dropna()

```

```

q = am.distribution.ppf([0.01, 0.05])

value_at_risk = -cond_mean.values - np.sqrt(cond_var).values * q[None, :]
value_at_risk = pd.DataFrame(value_at_risk, columns=["1%", "5%"],
index=cond_var.index)

ax = value_at_risk.plot(legend=False)
xl = ax.set_xlim(value_at_risk.index[0], value_at_risk.index[-1])
rets_2018 = df['returns']['2018:'].copy()
rets_2018.name = "S&P 500 Return"
c = []
for idx in value_at_risk.index:
    if rets_2018[idx] > -value_at_risk.loc[idx, "5%"]:
        c.append("#000000")
    elif rets_2018[idx] < -value_at_risk.loc[idx, "1%"]:
        c.append("#BB0000")
    else:
        c.append("#BB00BB")
c = np.array(c, dtype="object")
labels = {
    "#BB0000": "1% Exceedence",
    "#BB00BB": "5% Exceedence",
    "#000000": "No Exceedence",
}
markers = {"#BB0000": "x", "#BB00BB": "s", "#000000": "o"}
for color in np.unique(c):
    sel = c == color
    ax.scatter(
        rets_2018.index[sel],
        -rets_2018.loc[sel],
        marker=markers[color],

```

```

        c=c[sel],
        label=labels[color],
    )
ax.set_title("Parametric VaR")
leg = ax.legend(frameon=False, ncol=3)

fig = matplotlib.pyplot.gcf()
fig.set_size_inches(20, 6)
fig.savefig('./static/param-forecast-var', dpi=100)

q = std_rets.quantile([0.01, 0.05])
print(q)

value_at_risk = -cond_mean.values - np.sqrt(cond_var).values * q.values[None, :]
value_at_risk = pd.DataFrame(value_at_risk, columns=["1%", "5%"],
index=cond_var.index)
ax = value_at_risk.plot(legend=False)
xl = ax.set_xlim(value_at_risk.index[0], value_at_risk.index[-1])
rets_2018 = df['returns']["2018:"].copy()
rets_2018.name = "S&P 500 Return"
c = []
for idx in value_at_risk.index:
    if rets_2018[idx] > -value_at_risk.loc[idx, "5%"]:
        c.append("#000000")
    elif rets_2018[idx] < -value_at_risk.loc[idx, "1%"]:
        c.append("#BB0000")
    else:
        c.append("#BB00BB")
c = np.array(c, dtype="object")
for color in np.unique(c):

```

```

sel = c == color
ax.scatter(
    rets_2018.index[sel],
    -rets_2018.loc[sel],
    marker=markers[color],
    c=c[sel],
    label=labels[color],
)
ax.set_title("Filtered Historical Simulation VaR")
leg = ax.legend(frameon=False, ncol=3)

fig = matplotlib.pyplot.gcf()
fig.set_size_inches(20, 6)
fig.savefig('./static/hist-forecast-var', dpi=100)

fig, ax1 = plt.subplots(figsize=(13, 5))
ax2 = ax1.twinx()

ax1.grid(False)
ax2.grid(False)
value_at_risk = -cond_mean.values - np.sqrt(cond_var).values * q[None, :]
value_at_risk = pd.DataFrame(value_at_risk, columns=['1%', '5%'],
index=cond_var.index)

ax1.plot(df.loc[value_at_risk.index[0]:].index,
df.loc[value_at_risk.index[0]:].Close,
color='red', label='NTLX')
ax2.plot(value_at_risk['5%'].index, value_at_risk['5%'], color='grey', label='VaR',
alpha=0.5)

```

```
ax1.set_xlabel('Date')
ax1.set_ylabel('NTLX Close')
ax2.set_ylabel('VaR')
```

```
ax1.legend(loc='upper left')
ax2.legend()
```

```
fig = matplotlib.pyplot.gcf()
fig.set_size_inches(20, 6)
fig.savefig('./static/5-daily-vat.png', dpi=100)
```

```
def rmse(y_true, y_pred):
    squared_resid = (y_true - y_pred) * (y_true - y_pred)
    return math.sqrt((1 / len(y_true)) * sum(squared_resid))
```

```
def MAPE(y_true, y_pred):
    resid = y_true - y_pred
    return (1 / len(y_true)) * (sum(abs(resid) / abs(y_true))) * 100
```

```
def Theil(y_true, y_pred):
    y_true = y_true.iloc[3:]
    y_pred = y_pred.iloc[3:]
    y_true_2 = []
    y_pred_2 = []
    for i in range(len(y_true)):
        y_true_2.append(y_true[i] ** 2)
        y_pred_2.append(y_pred[i] ** 2)
    return rmse(y_true, y_pred) / (
        math.sqrt((1 / len(y_true)) * sum(y_true_2)) + math.sqrt((1 / len(y_true)) *
sum(y_pred_2)))
```

```

def SSE(y_true, y_pred):
    return np.sum((y_true - y_pred) ** 2)

farch = arch_model(df['pct_change'], vol='ARCH', p=17, q=25,
dist='normal').fit(dis='off')
print(farch.summary())

print('=====THEIL')
print(Theil(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2), farch.conditional_volatility
** 2))
print(Theil(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2), fgarch.conditional_volatility
** 2))
print('=====SSE')
print(SSE(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2), farch.conditional_volatility
** 2))
print(SSE(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2), fgarch.conditional_volatility
** 2))
print('=====MAE MSE')
get_errors(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2), farch.conditional_volatility
** 2)
get_errors(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2), fgarch.conditional_volatility
** 2)
print('=====RMSE')
print(mean_squared_error(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2).iloc[3:],
(farch.conditional_volatility ** 2).iloc[3:],
squared=False))
print(mean_squared_error(df['mem'].sub(df['mem'].mean()).pow(2).iloc[3:],
(fgarch.conditional_volatility ** 2).iloc[3:],
squared=False))
print('=====DW')
print(durbin_watson(farch.resid))

```

```

print(durbin_watson(fgarch.resid))

from flask import Flask, render_template, send_from_directory
import pandas as pd
app = Flask(__name__)
@app.route('/static/<path:path>')
def send_js(path):
    return send_from_directory('static', path)
@app.route('/')
@app.route('/<query>')
def hello(query=None):
    if query == 'var-data':
        df = pd.read_csv('./static/var-data.csv')
        print(df)
        return render_template('index.html', tables=[df.to_html(classes='data')],
titles=df.columns.values)
    if query == 'var-hist-data':
        df = pd.read_csv('./static/var-hist-data.csv')
        print(df)
        return render_template('index.html', tables=[df.to_html(classes='data')],
titles=df.columns.values)
    if query == 'errors-data':
        df = pd.read_csv('./static/errors-data.csv')
        print(df)
        return render_template('index.html', tables=[df.to_html(classes='data')],
titles=df.columns.values)
    return render_template('index.html', content=query and '')

```

ДОДАТОК Б (ІЛЮСТРАТИВНИЙ МАТЕРІАЛ ДОПОВІДІ)

Система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику

Виконала :
студентка IV курсу
Групи КА-73
Смиковська Д.В.

Дипломний керівник:
професор, д.т.н. Бідюк П.І

Опис роботи

Об'єктом дослідження є система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику.

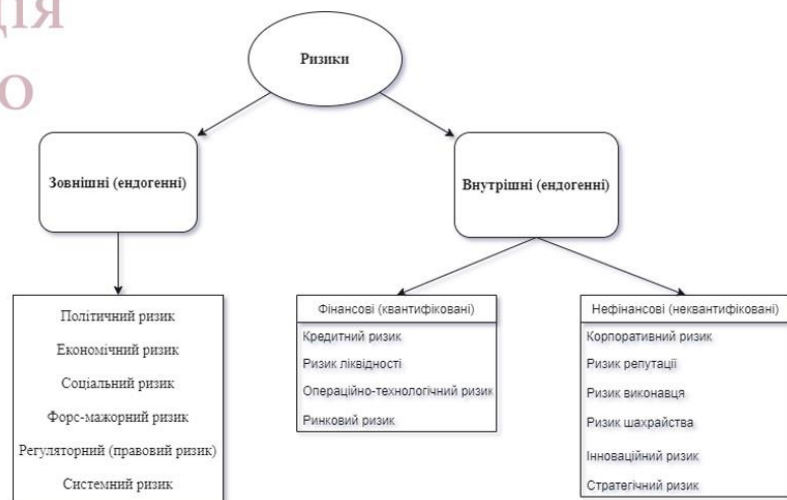
Предметом дослідження є підхід до менеджменту ринкового ризику з використанням методології VaR.

Мета роботи – покращити точність оцінки ринкового ризику шляхом побудови якісних гетероскедастичних моделей для прогнозування волатильності.

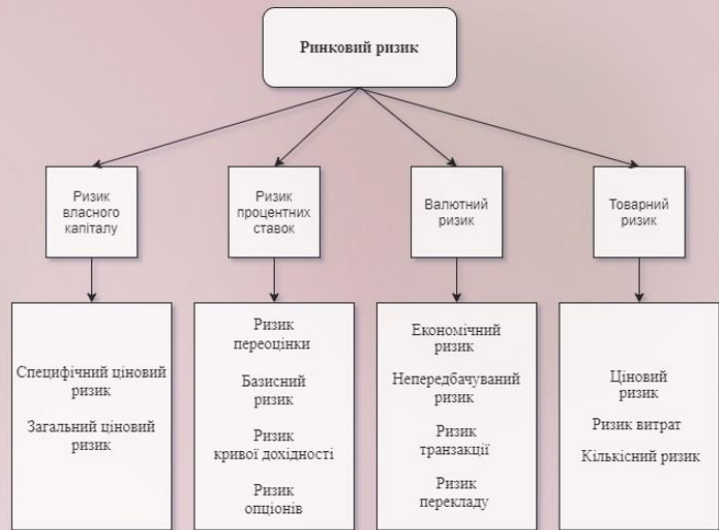
Постановка задачі

- Виконати огляд сучасних математичних моделей для моделювання і прогнозування гетероскедастичних фінансових процесів.
- Зібрати необхідні статистичні дані для виконання обчислювальних експериментів.
- Створити програмний продукт для виконання обчислювальних експериментів: оцінка ризику, моделювання і прогнозування процесів зі змінною дисперсією на деякому періоді часу, що аналізується при прогнозуванні і моделюванні.
- Провести практичне застосування моделей для оцінки ризиків.
- Виконати аналіз отриманих результатів і зробити висновки.

Класифікація фінансового ризику



Класифікація ринкового ризик



Основні механізми керування ризиками

Хеджування

Резервування

Диверсифікація

Мінімізація

Страхування

Відмова від ризикованої операції

Моделі гетероскедастичних процесів

Гетероскедастичні процеси - поширений клас фінансово-економічних процесів, особливо в нестійкій перехідній економіці. Гетероскедастичним називають процес зі змінною дисперсією на деякому періоді часу, що аналізується при прогнозуванні і моделюванні.

Процес можна вважати гетероскедастичним за умови:

$$\text{var}[\varepsilon(k)] = \sigma_\varepsilon^2 \neq \text{const}$$

АРУГ	УАРУГ	Е-УАРУГ
$\sigma_t^2 = V(u_t u_{t-1}, \dots, u_{t-q}) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2$	$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i u_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$	$\ln \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i g(z_{t-i}) + \sum_{j=1}^p \beta_j \ln \sigma_{t-j}^2$

Перевірка наявності
гетероскедастичності

тест Уайта

тест Голдфелда - Квандта

тест Бройша - Пагана

тест Парка, тест Глейзера

тест Спірмена .

Байєсівський підхід

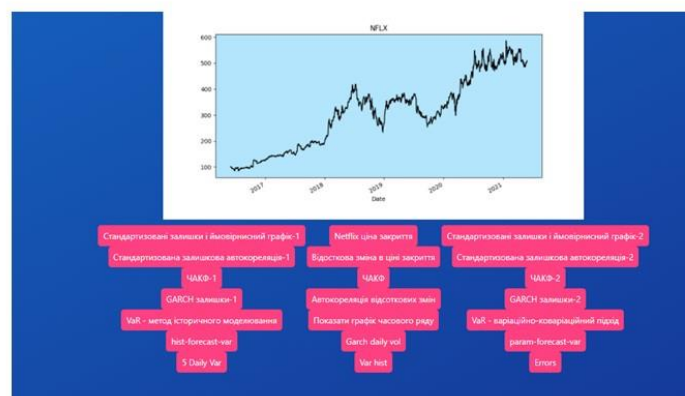
$$P(A | B) = \frac{P(B | A) P(A)}{P(B)}$$

де A і B - це деякі події;

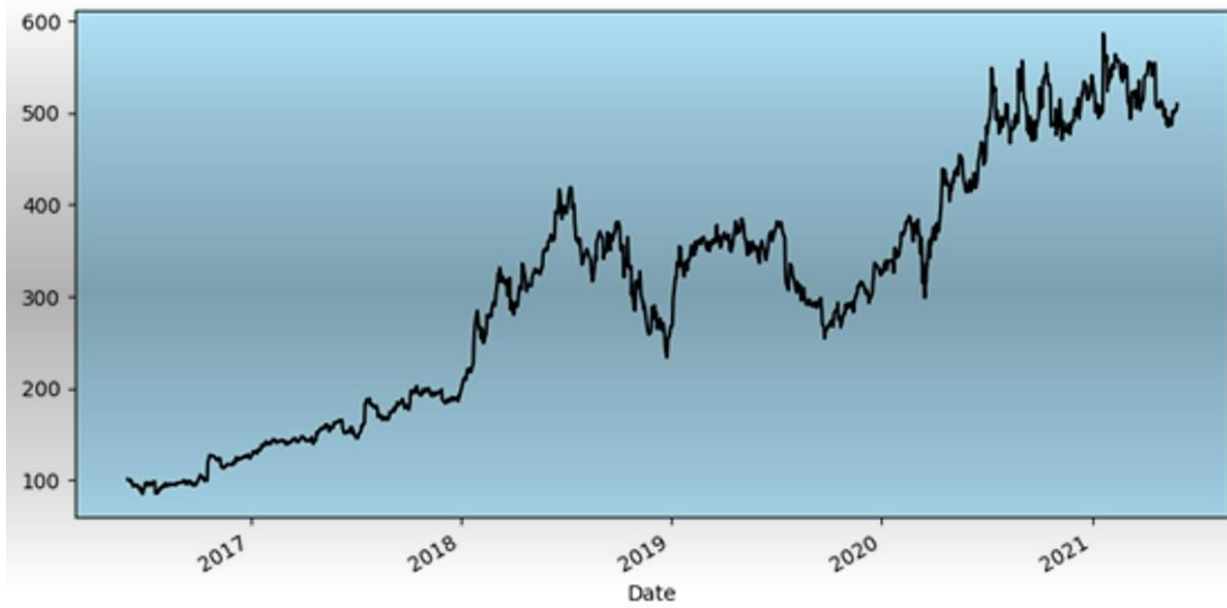
- це ймовірність настання події ;
- це ймовірність настання події ;
- це ймовірність настання події , за умови настання події ;
- це ймовірність настання події , за умови настання події .

Байєсівський логічний висновок - процес обчислення умовних ймовірностей, тобто оновлення ймовірностей або зміна міри довіри, настання певних подій (або станів вибраних змінних) з використанням вже відомої інформації про інші змінні.

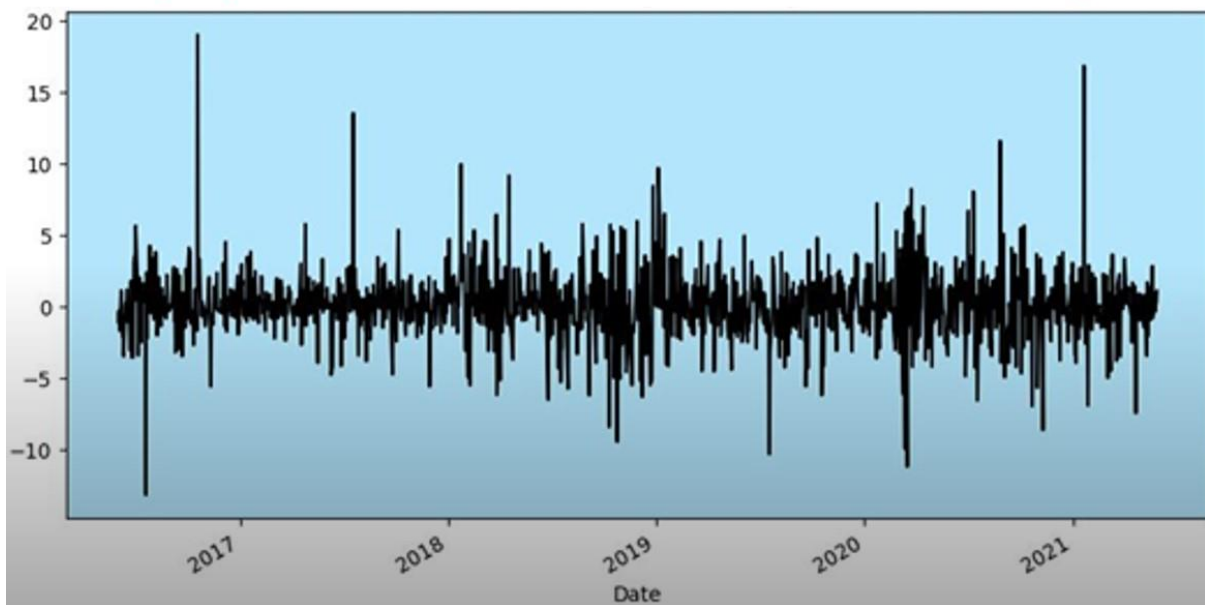
Інтерфейс програмного продукту



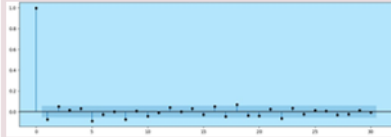
NETFLIX



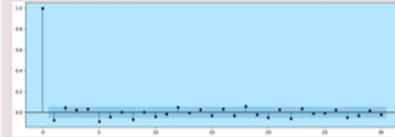
Графік відсоткової зміни в ціні закриття



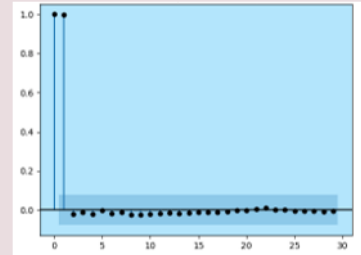
АКФ вихідних даних



ЧАКФ вихідних даних

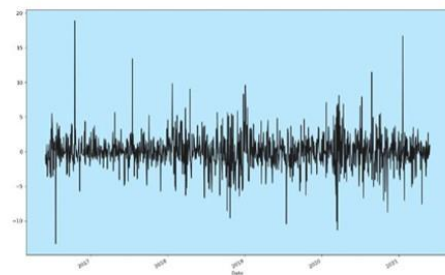


ЧАКФ для умовної дисперсії



Модель	R-squared	AIC	SSE	DW
АРУГ(17)	0.999	5870.96	466477.14	0.0997
УАРУГ(17,25))	0.999	5821.23	430382.91	2.0149

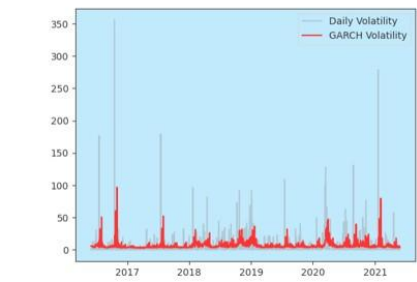
Залишки в моделі УАРУГ



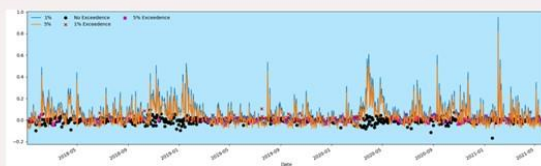
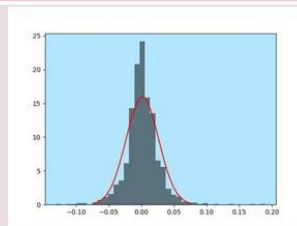
Модель	R-squared	AIC	SSE	DW	RMSE	MAE	MAPE	Theil
УАРУГ(17,25)	0.999	5821.23	430382.91	2.0149	19.2826	7.909	371.82	0.6632

Порівняльний графік фактичної волатильності та АРУГ-волатильності

Ймовірнісний графік

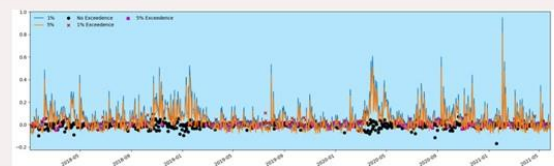
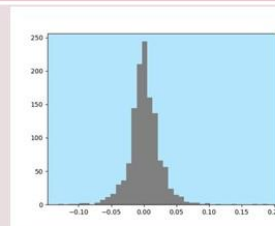


VaR варіаційно-коваріаційним методом



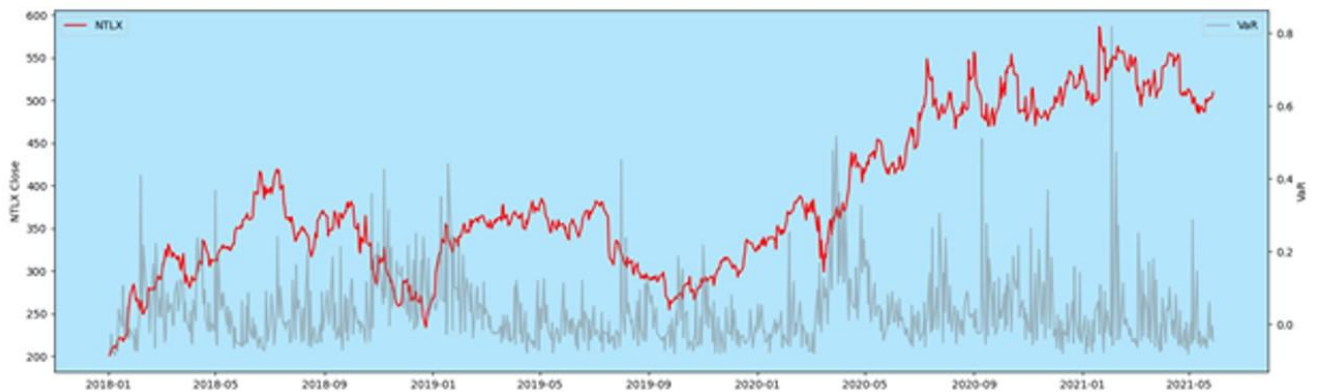
№	Рівень довіри	VaR
1	90%	-0.030592
2	95%	-0.039718
3	99%	-0.056835

VaR методом історичного моделювання

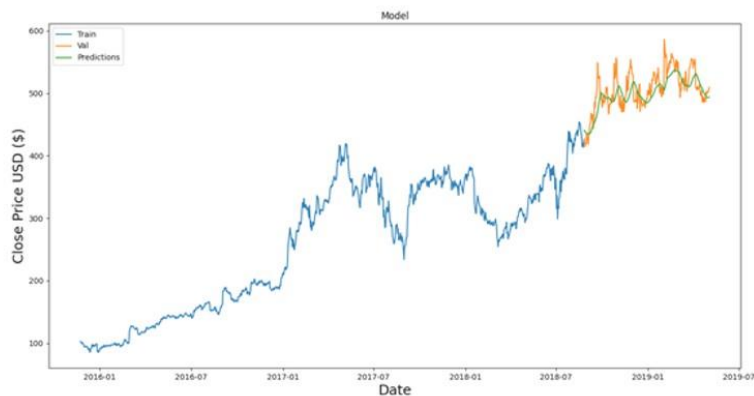


№	Рівень довіри	VaR
1	90%	-0.024102
2	95%	-0.038854
3	99%	-0.062124

Графік 5% щоденного VaR та ціни на акції компанії Netflix



Графік з прогнозованими та фактичними значеннями



Висновки

У даній дипломній роботі було виконано аналіз і моделювання гетероскедастичних процесів.

За допомоги побудованої адекватної моделі спрогнозовано волатильність та оцінено ринкові ризики.

Була побудована система підтримки прийняття рішень для моделювання і прогнозування ринкового ризику.

Перспективи подальшого розвитку

1. Для подальших досліджень доцільно обрати реалізації інших методів інтелектуального аналізу:
 - нейронні мережі
 - нечітку логіку
 - байєсівські мережі довіри
 - метод групового урахування аргументів.
2. Використати авторегресійну гетероскедастичну модель модифіковану чи моделювання премії за ризик.
3. Для оцінювання ризиків було б доцільним застосувати такі показники як Shortfall і CVaR, що уникнули б недоліки методології VaR. Також доречним було б застосувати різні методи стрес-тестування для шоківих випадків.
4. Через велику невизначеність параметрів, що виникають при прогнозуванні портфелю для тривалої перспективи, було доцільно б використати байєсівський підхід до прогнозування ризику

Дякую за увагу!