

Міністерство освіти і науки України
Національний університет «Києво-Могилянська академія»
Факультет економічних наук
Кафедра фінансів

Кваліфікаційна робота
освітній ступінь – бакалавр
на тему: **«ВПЛИВ ПОВЕДІНКОВИХ УПЕРЕДЖЕНЬ
РОЗДРІБНИХ ІНВЕСТИТОРІВ НА ІНВЕСТИВАННЯ ТА
УПРАВЛІННЯ ПОРТФЕЛЕМ КРИПТОВАЛЮТ»**

Спеціальності:
072 Фінанси, банківська справа та страхування

Яворська Соломія Михайлівна

Керівник: Семко Р.Б.
кандидат економічних наук, доцент

Рецензент _____
(прізвище та ініціали)

Кваліфікаційна робота захищена
з оцінкою «_____»

Секретар ЕК _____
«_____» _____ 2023 р.

Київ 2023

ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1. СТРУКТУРА ПОРТФЕЛЯ ЦІННИХ ПАПЕРІВ, ЙОГО ОПТИМІЗАЦІЯ ТА РОЛЬ ПОВЕДІНКОВИХ УПЕРЕДЖЕНЬ В УПРАВЛІННІ НИМ.....	8
1.1 Визначення та роль інвестиційного портфеля.....	8
1.2 Побудова оптимального інвестиційного портфеля.....	12
1.3 Модель Блека-Літтермана як доповнення сучасної портфельної теорії.....	18
1.4 Сутність поведінкових упереджень стосовно криптовалюти та їх види.....	22
РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ПОВЕДІНКОВИХ УПЕРЕДЖЕНЬ ІНВЕТОРІВ ЯК НЕВІД'ЄМНОЇ ЧАСТИНИ ІНВЕСТУВАННЯ В КРИПТОВАЛЮТУ	27
2.1 Інтегрований огляд літератури в контексті поведінкових упереджень інвесторів.....	27
2.2 Роль криптовалюти в інвестуванні та управлінні портфелем цінних інвестицій.....	34
2.3 Методи дослідження впливу поведінкових упереджень та інших факторів, що впливають на прийняття рішень інвесторами.....	41
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ПОВЕДІНКОВИХ УПЕРЕДЖЕНЬ НА ПРИЙНЯТТЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РІШЕНЬ ЩОДО ПОРТФЕЛЯ КРИПТОВАЛЮТ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ВИВЧЕННЯ ЦІЄЇ ТЕМИ.....	49
3.1 Моделювання впливу частки роздрібних інвесторів на результати портфельних інвестицій.....	49
3.2 Практичні рекомендації для роздрібних інвесторів щодо управління портфелем криптовалют, враховуючи поведінкові упередження.....	63
ВИСНОВКИ.....	66
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	69
Додаток А.....	76
Додаток Б.....	77
Додаток В.....	78
Додаток Г.....	79

Додаток Д.....	80
Додаток Е.....	81
Додаток Ж.....	82
Додаток И.....	83

ВСТУП

Тема дипломної роботи - вплив поведінкових упереджень роздрібних інвесторів на інвестування та управління портфелем криптовалют.

У всьому світі звичною справою є накопичення коштів для задоволення потреб та для того, щоб уберегти себе від ризику втрати, для чого люди використовують різні методи, зокрема збереження валюти, купівля нерухомості, інвестування тощо. Не так давно стрімкого розвитку почав набувати новий клас активів – криптовалюта, якою зацікавилися як і роздрібні, так й інституційні інвестори. Особливо це актуально в Україні, де люди не мають такого доступу до фондового ринку і тому більш цікавляться інвестиціями у віртуальні активи. З цього випливає **мотивація дослідження** – визначити вплив поведінкових упереджень роздрібних інвесторів на їх рішення щодо інвестування та управління портфелем криптовалют, що може убезпечити інвесторів від фінансових втрат через емоційні рішення.

Об’єктом дослідження є роздрібні інвестори, які вкладають кошти в криптовалюту, а також їхні поведінкові упередження, що можуть впливати на успішність інвестиційних рішень. **Предмет дослідження** – це вплив поведінкових упереджень ритейл-інвесторів на процес портфоліо менеджменту, пов’язаний з віртуальними валютами.

Актуальність роботи полягає в тому, що криптовалюти є відносно новим та зростаючим класом активів, в якому зацікавлені роздрібні інвестори. Враховуючи те, що криптовалюта є доволі ризикованим типом вкладень, роздрібні інвестори часто відчують певну невизначеність, а тому й схильні до поведінкових упереджень, які можуть суттєво ускладнити інвестиційний процес. Тому **практичне значення результатів** полягає в тому, що дослідження може допомогти не інституційним вкладникам в контексті розуміння та управління

поведінковими упередженнями, щоб зробити свої інвестиційні рішення більш виваженими та об'єктивними.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в уточненні та конкретизації відомих положень, а також пропонує подивитися на проблему поведінкових упереджень у новий спосіб, дослідивши їхній вплив на вагу конкретної криптовалюти в інвестиційному портфелі через збільшення кількості роздрібних інвесторів, які вкладаються в цю криптовалюту.

Мета дипломної роботи – визначити, наскільки сильно поведінкові упередження впливають на ритейл-інвесторів і, у такий спосіб, на зміну тенденцій на криптовалютному ринку, що, зі свого боку, впливає і на інші ринки. Також за мету було поставлено визначити можливості, як роздрібний інвестор може мінімізувати емоційний вплив в розрізі своїх рішень.

Для досягнення вищезазначеної мети вирішуються такі **задачі**:

- Систематизація та поглиблення теоретичних знань щодо сутності та структури інвестиційного портфеля;
- Огляд задач оптимізації Марковіца та її розширення – моделі Блекка-Літтермана, а також визначення їхніх параметрів;
- Огляд та визначення сутності поведінкових упереджень, до яких схильні роздрібні інвестори;
- Визначення оптимальних ваг криптовалют в інвестиційному портфелі за заданої дохідності, використовуючи портфельну теорію Марковіца;
- Дослідження та аналіз взаємозв'язків між біткоїном та більш традиційними активами, а також поведінковим упередженням;
- Регресійне моделювання впливу цін традиційних активів, кількості ритейл-інвесторів, що інвестують в криптовалюту, а також інфляції долара США на відхилення актуальної ваги біткоїна від оптимальної в інвестиційному портфелі;
- Огляд можливостей технологій штучного інтелекту для зменшення поведінкових упереджень;

- Надання практичних рекомендацій роздрібним інвесторам щодо інвестування в криптовалюту, враховуючи поведінкові упередження;
- Підведення висновків.

Методи дослідження – аналіз та синтез теоретичної бази, проведення досліджень, узагальнення, структуризація, системний підхід, а також кореляційний, портфельний, регресійний та статистичний аналізи.

Інформаційну базу дослідження становлять наукові статті вітчизняних та зарубіжних вчених, а також статті провідних та надійних медіа в мережі Інтернет з питань портфоліо менеджменту, криптовалюти та поведінкових фінансів. Історичні дані для практичного дослідження були взяті з відкритих криптовалютних та фондових бірж, а також з офіційного сайту Бюро статистики праці США.

Структура дослідження. Згідно з метою дослідження та задачами, дипломна робота складається зі вступу, теоретичної частини, аналітично-дослідницької частини, рекомендаційної частини, висновків, списку використаних джерел та додатків.

У вступі обґрунтовано актуальність роботи, вказано мету, визначено об'єкт та предмет, задачі та методи, які будуть використовуватися в процесі дослідження.

У теоретичній частині (розділ 1) проаналізовано структуру інвестиційного портфеля, задачі оптимізації Марковіца, модель Блека-Літтермана та види поведінкових упереджень інвесторів.

У аналітично-дослідницькій частині (розділ 2) було використано теорію Марковіца для визначення оптимальних ваг криптовалют в портфелі, використовуючи R-studio, а також доповнення Блека-Марковіца для визначення актуальних ваг. Також в Excel було виконано кореляційний аналіз біткоїна з іншими активами та проведено аналіз взаємозв'язків, завдяки теоретичній базі. У Eviews було розроблено регресійну модель для визначення впливу цін традиційних активів на зміну відхилення актуальної ваги біткоїна в портфелі від

оптимальної, наскільки поведінкові упередження впливають на залежну змінну через рітейл-інвесторів, а також було зроблено прогноз залежної змінної на наступний період.

У рекомендаційній частині (розділ 3) були проаналізовані можливості технологій штучного інтелекту для визначення поведінкових упереджень та надані практичні поради для роздрібних інвесторів щодо управління портфелем криптовалют, мінімізуючи вплив емоцій та упереджень.

У висновках подані результати, а також практичне значення проведеного дослідження.

Список використаних джерел містить список матеріалів, які були проаналізовані та використані для написання дипломної роботи.

У додатках подані додаткові матеріали для кращого уявлення дослідницького процесу.

Ключові слова: поведінкові упередження, роздрібні інвестори, криптовалюта, біткоїн, інвестиційний портфель, теорія Марковіца, інвестування, портфель криптовалют, поведінкові фінанси, управління, аналіз.

РОЗДІЛ 1

СТРУКТУРА ПОРТФЕЛЯ ЦІННИХ ПАПЕРІВ, ЙОГО ОПТИМІЗАЦІЯ ТА РОЛЬ ПОВЕДІНКОВИХ УПЕРЕДЖЕНЬ В УПРАВЛІННІ НИМ

1.1 Визначення та роль інвестиційного портфеля

Існує безліч публікацій, книг та досліджень, спрямованих на визначення ролі інвестицій у житті людини протягом усього часу їх існування. У розрізі цієї теми ми не можемо оминати поняття «інвестиційного портфеля», для визначення терміну якого різні економісти та науковці застосовують багато унікальних підходів.

Українські економісти А.А. Пересада, О. Г. Шевченко, Ю. М. Коваленко та С. В. Урванцева у своєму підручнику зазначають, що інвестиційний портфель є сукупністю інструментів фінансового та реального інвестування, що сформовані з ціллю досягти інвестиційної мети, а саме отримання прибутку, використовуючи попередньо розроблену стратегію [1].

Окремо варто згадати про іноземні джерела, зокрема представники Forbes говорять про інвестиційний портфель, як абстрактне позначення груп інвестиційних активів, якими володіє конкретна фізична або юридична особа з метою збільшення багатства з часом [2]. Електронне джерело Investopedia зазначає, що портфельні інвестиції полягають у володінні акціями, облігаціями або іншими фінансовими активами шляхом пасивного володіння з очікуванням, що активи принесуть прибуток або зростуть у ціні з часом, на відміну від прямих інвестицій, які передбачають активну управлінську роль [3].

Узагальнюючи, інвестиційний портфель – це набір фінансових активів, що може складатися як і з одного активу, так і з поєднання декількох, зокрема акцій, облігацій, валют, товарів та криптовалют або, як ще їх називають, криптовалют, якими володіє інвестор задля отримання прибутку протягом певного часу.

Говорячи про інвестиційний портфель, важливими параметрами для будь-якого інвестора під час його формування є дохідність та ризикованість. Саме вони є основною точкою, від якої потрібно відштовхуватися при складанні портфеля, бо вони містять в собі комплексну інформацію про те, наскільки конкретний інвестор схильний до ризику та який дохід він хотів би отримати [4].

Дохідність інвестиційного портфеля є відносним показником, який вимірюється у відсотках та зазвичай показує річний приріст доходу. Також варто розуміти, що всі активи мають власну дохідність, яка залежить від багатьох факторів, зокрема ризикованості [5, с.9]. Цим пояснюється, наприклад, той факт, що річна дохідність облігацій є невисокою, оскільки ризик дефолту банків за нормальних умов є мінімальним, тому вони з високою ймовірністю виплатять по своїм зобов'язанням. Навіть, якщо мова йде про корпоративні облігації, то вони є більш прибутковими, ніж депозити, бо ризик дефолту конкретної компанії є більшим, аніж банку. Однак через те, що власникам облігацій виплачують перед власниками акцій, тобто спочатку сплачують першим, а потім вже другим, то дохідність акцій є вищою, так само як і ризик [6].

У випадку з криптовалютою, інвестор може розраховувати на значний приріст доходу, у порівнянні з попередніми активами, оскільки ризик володіння криптовалютою є одним із найвищих, навіть порівнюючи з відносно ризикованими акціями. Однак часто криптовалюту додають до інвестиційного портфеля разом з іншими більш традиційними активами задля диверсифікації ризику, що допомагає збільшити дохідність і, як не дивно, одночасно зменшити ризикованість [7].

Вище ми побіжно торкалися теми ризикованості як одного з головних параметрів інвестиційного портфеля. Поняття «ризик» є доволі комплексним і характеризує вірогідність виникнення обставин, при яких інвестор ризикує не примножити та не повернути вкладений капітал, тобто зазнати фінансових втрат [5, с.15].

У кожної людини індивідуальна схильність до ризику, відповідно до поведінкових звичок та інших параметрів, які будуть розглянуті далі. Зазвичай саме ставлення вкладника до ризику є точкою формування всього інвестиційного портфеля. Якщо інвестор є неохочим до ризику, то він обирає портфель з максимально низьким та прийнятним для себе рівнем ризику, однак враховує, що прибутковість такого вкладення буде також не значною. Натомість, якщо вкладник є доволі азартним та отримує задоволення від високих ставок, то він схильний до того, щоб взяти більший ризик, вкладаючи у відповідні активи, які, у разі вдалого інвестування, компенсують взятий інвестором високий ризик виплатою великої дохідності [8].

Отже, при формуванні інвестиційного портфеля вкладник звертає увагу на очікувану дохідність, що визначається як середньозважена величина дохідності кожного окремого активу, що міститься в портфелі, а також на ризикованість, що є стандартним відхиленням розподілу доходів і характеризує сукупність головних ризиків, які можуть загрожувати вкладникам в інвестиційному процесі [4].

Для повного охоплення поняття портфельних інвестицій, необхідно зрозуміти мотивацію людей, які інвестують. Економісти стверджують, що інвестування є процесом відтермінування поточного споживання на користь залучення коштів у продуктивні активи в конкретний період часу. Іншими словами, це про пожертву чимось зараз, у даному випадку коштами, які могли б бути використані з іншою метою, заради того, щоб отримати переваги в майбутньому [9]. Існують різні причини для цього: інвестиції з метою створення фінансової «подушки безпеки» для підтримки себе в майбутньому, зокрема в пенсійному віці, задля збереження купівельної спроможності в боротьбі з інфляцією або щоб збільшити власний капітал для купівлі певних благ або предметів розкоші тощо [10, с.14].

Підсумовуючи все вищесказане, портфельні інвестиції – це шлях до отримання пасивного доходу окремого інвестора, враховуючи його схильність до ризику та бажання щодо очікуваного доходу. Мотивація інвестувати в кожного

відрізняється, проте всіх інвесторів об'єднує бажання максимізувати прибуток, піддаючись найменшому існуючому ризику. Тобто це означає, що кожен інвестор прагне сформувати оптимальний інвестиційний портфель.

1.2 Побудова оптимального інвестиційного портфеля

1952-го року світ побачив інноваційну працю американського економіста, нобелівського лауреата та одного з засновників теорії фінансів Гаррі Марковіца, що отримала назву «Portfolio Selection» (в перекладі «Вибір портфеля»). На той час це була перша класична теорія, що враховувала співвідношення таких понять, як «дохідність» та «ризикованість» інвестицій на ринку капіталу, що й привернуло небачену раніше увагу громадськості. Гаррі Марковіц став першим науковцем, що показав світу практику диверсифікації та пояснив її переваги, склавши та вирішивши математичні задачі щодо вибору оптимальної стратегії інвестування [11].

Сучасна теорія портфельних інвестицій базується на максимізації очікуваної дохідності одночасно з мінімізацією інвестиційного ризику. Найважливіший аспект моделі полягає в описі впливу диверсифікації, яка досягається шляхом додавання різних видів активів та визначення їхніх коваріаційних співвідношень [12, с.325]. Тобто диверсифікація є головною концепцією праці економіста і полягає в тому, щоб не вкладати кошти лише в один актив, а розподіляти їх між різними видами активів, такими як акції, облігації, віртуальні валюти, товари тощо, тим самим мінімізуючи ризик [13].

Гаррі Марковіц продемонстрував, що за певних умов вибір портфеля інвестора можна звести до балансування двох критичних вимірів, а саме очікуваний прибуток та ризик стандартного відхилення. Завдяки потенціалу зниження ризику диверсифікації, ризик портфельних інвестицій, виміряний як його дисперсія, залежить як від відхилень дохідності окремих активів, так і від коваріацій пар активів. До того ж економіст стверджує, що вибір портфеля повинен ґрунтуватися на узагальнених характеристиках ризику та винагороди, на відміну від простого складання портфелів із цінними паперами, використовуючи для аналізу лише індивідуальні параметри [14].

Основний принцип теорії Марковіца полягає в тому, що чим ризикованішим є вкладення коштів, тим більшим буде потенційний прибуток. Інвестори триматимуть ризикований цінний папір або криптовалюту лише в тому випадку, якщо очікуваний прибуток є достатньо високим, щоб компенсувати ризик, який вони на себе беруть. Це поняття ще називають «премією за ризик» [6].

У даному випадку, про ризик говорять, як про ймовірність того, що фактичний прибуток інвестиції буде відрізнятися від очікуваної, тобто вимірюється стандартне відхилення. Чим більше стандартне відхилення, тим вищим є ризик, а тому інвестор очікує отримати вищий дохід, як премію за ризик [15, с.8]. У теорії Марковіца, згадуючи ризик, часто говорять про таке поняття, як «волатильність», що означає рівень невизначеності, пов'язаної з розміром зміни вартості цінних паперів. Волатильність вимірюється числом портфельних інструментів, включаючи:

- розрахунок очікуваного прибутку;
- дисперсію очікуваного прибутку;
- стандартне відхилення від очікуваного прибутку;
- коваріацію портфеля активів;
- кореляцію між активами [6].

Щоб визначити, чи інвестиційний портфель є оптимальним, потрібно проаналізувати, чи існує портфель, який принесе більшу прибутковість за однакового рівня ризику, або чи існує портфель з меншим рівнем ризику, який принесе ту ж саму прибутковість. Якщо таких потенційних варіантів не існує, то конкретний портфель інвестицій вважають оптимальним [16, с. 39].

Для вище наведеної мети потрібно розв'язати одну з двох оптимізаційних задач. Перша або пряма задача полягає в тому, щоб максимізувати дохідність при прийнятному рівні ризику. Тобто, інвестор встановлює допустимий для нього рівень ризику і на основі цього розраховується максимально допустима дохідність, яка може бути. Друга або обернена задача передбачає мінімізацію ризику при заданому значенні дохідності. Тобто, інвестор задає очікувану

дохідність, яку він хоче отримати від інвестиції, і на основі цього розраховується мінімальний ризик. Розв'язавши ці дві дуальні задачі, вкладник отримує інформацію про те, як правильно та, головне, оптимально розподілити кошти між обраними активами для того, щоб досягти інвестиційної мети [5, с.24].

Згідно з теорією Марковіца, ми можемо знайти дохідність портфеля, порахувавши середньозважену дохідність індивідуальних активів у цьому портфелі, максимізуючи її при прийнятному ризику:

$$R_p = \sum_{i=1}^N W_i * r_i, (1.1)$$

де N – кількість усіх активів у портфелі;

R_p – дохідність всього портфеля;

r_i – дохідність окремого активу;

W_i – вага активу у портфелі.

Іншою важливою складовою є розрахунок ризику, коли ми задаємо очікувану прибутковість, щоб мінімізувати ризик:

$$\sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N W_i W_j \rho_{i,j} * \sigma_i \sigma_j, (1.2)$$

де N – кількість усіх активів у портфелі;

σ_p^2 – дисперсія, яка вимірює середнє квадратичне відхилення від норми, що характеризує ризик;

$\rho_{i,j}$ – коефіцієнт кореляції між активами i та j ;

W_i, W_j – ваги активів i та j у портфелі;

$\sigma_i \sigma_j$ – ризик активів i та j (квадратний корінь з дисперсії) [17].

Існує також ще окрема задача Марковіца, яка є більш поширеною і визначає корисність інвестора над ризиком та прибутком, оперуючи параметром неприйняття ризику. Дану задачу турбує лише очікуваний дохід та стандартне відхилення. Вищий очікуваний дохід підвищує корисність, в той час, коли вище

стандартне відхилення навпаки її зменшує. У цій задачі дохідність та ризик вже поміщені в цільову функцію і вона має на меті максимізувати корисність, тобто $\max U$, враховуючи обмеження, при якому сума ваг всіх активів в портфелі дорівнює 1:

$$U = E[R] - A \times \sigma^2, \quad (1.3)$$

де A – коефіцієнт уникнення ризику, що варіюється від людини до людини;

$E[R]$ – очікуваний дохід;

σ^2 – очікуваний ризик [18].

Кожен інвестор має своє значення коефіцієнту неприйняття ризику. Якщо A є більшим, ніж 0, то це означає, що вкладник схильний до уникнення ризику. Однак якщо A є меншим за 0, то інвестор готовий брати більше ризику за потенційну винагороду. Інвестор має нейтральне ставлення до ризику, якщо параметр A дорівнює 0. Говорячи в контексті поведінкових упереджень, різна схильність інвесторів до ризику може виступати в ролі упередження, що далі буде детальніше розглянуто [19].

Говорячи про портфельну теорію Марковіца, варто й згадати про ефективну межу (з англ. – *efficient frontier*) – набір оптимальних портфелів, які забезпечують або найвищий очікуваний дохід за даного рівня ризику, або найнижчу ризикованість за заданої очікуваної дохідності. Портфелі, які перебувають нижче межі ефективності, є неоптимальними, оскільки не гарантують достатнього прибутку для визначеного рівня ризику. Портфелі, які розташовані праворуч від межі ефективності, також не є оптимальними, через те, що вони мають вищий рівень ризику для заданого рівня очікуваного прибутку (див. Рисунок 1.1) [20].

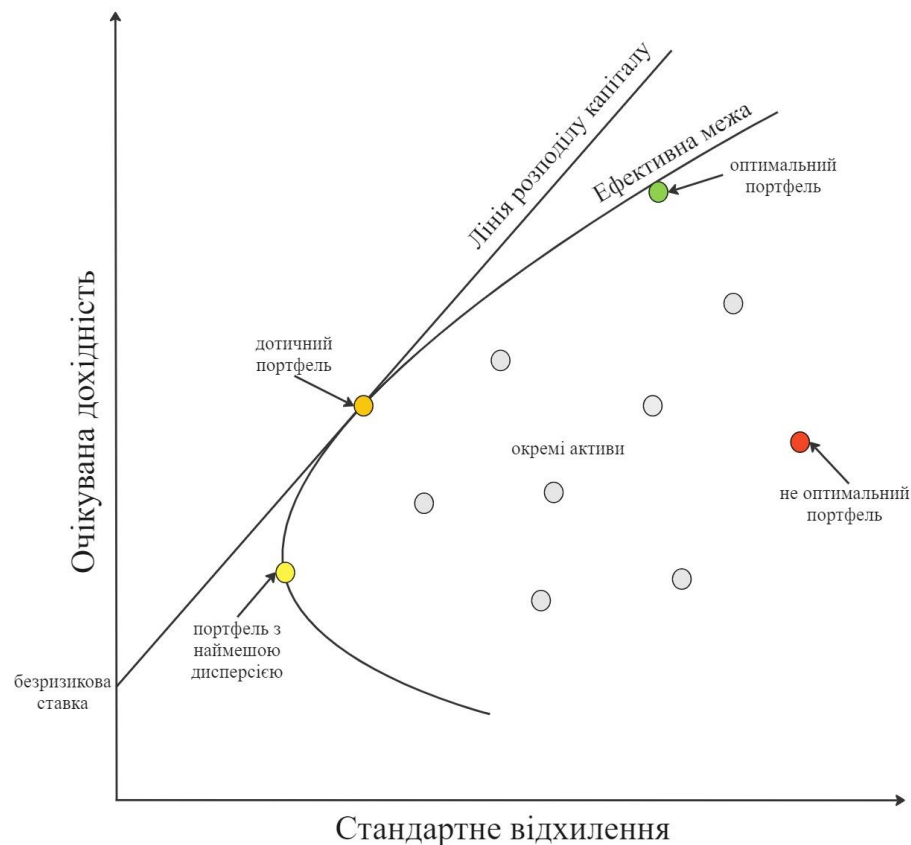


Рисунок 1.1 – Ефективна межа

Джерело: створено авторами на основі даних [20].

Як ми бачимо на Рисунку 1.1, у нас наявні декілька портфельів, які відрізняються рівнем ризику та очікуваною дохідністю:

- Оптимальний портфель – знаходиться на ефективному кордоні і вказує на те, що цей портфель має найвищу дохідність при заданому рівні ризику або найменший ризик при очікуваній дохідності. Тобто, портфель, що має нижчу дохідність і цей самий рівень ризику, або вищий ризик і таку ж дохідність, вважатиметься неоптимальним;
- Дотичний портфель – вважається найбільш оптимальним, оскільки знаходиться на перетині лінії розподілу капіталу та ефективного кордону, забезпечуючи високу дохідність при відносно невисокому ризику, включаючи й безризикові інвестиції [21];

- Портфель з найменшою дисперсією – пропонує найменший ризик з усіх можливих, при цьому є оптимальним;
- Неоптимальний портфель – загалом всі портфелі, що знаходять нижче ефективної межі є неоптимальними, бо існують такі портфелі, які даватимуть або більший прибуток за однакового рівня ризику, або меншу ризикованість за однакового рівня прибутковості, тобто ті, що будуть знаходитися на ефективному кордоні.

Також на Рисунку 1.1 присутня лінія розподілу капіталу, що презентує портфелі, які оптимально поєднують прибутковість та стандартне відхилення:

$$R_p = r_f + \frac{P_T - r_f}{\sigma_T} \times \sigma_p, \quad (1.4)$$

де r_f – безризикова ставка;

P_T – ринкова дохідність;

σ_T – стандартне відхилення ринкової прибутковості;

σ_p – стандартне відхилення дохідності портфеля.

Існує припущення аналізу середньої дисперсії, згідно з яким, інвестори мають на меті максимізувати очікувану прибутковість за наявної величини ризикованості, але, враховуючи наявність безризикової норми прибутку, то усі інвестори обиратимуть портфелі, які розташовані на лінії розподілу капіталу.

Різниця між лінією розподілу капіталу та ефективним кордоном є в тому, що перша містить безризикові інвестиції, коли другий пропонує найбільший прибуток за наявної ризикованості [21].

1.3 Модель Блека-Літтермана як альтернатива сучасній портфельній теорії

Ще одним важливим елементом в процесі нашого дослідження є модель Блека-Літтермана (Black-Litterman (BL)), яка вперше була опублікована у 1990-му році завдяки спільній праці американських економістів Роберта Літтермана та Фішера Блека, що мали на меті позбутися проблем, які виникали під час реалізації сучасної портфельної теорії Гаррі Марковіца на практиці. Праця науковців ґрунтується на широкій теоретичній базі, тому за теперішніх умов вона все ще застосовується поряд з багатьма сучасними підходами до вибору портфеля.

Дана модель робить два значних внески в проблему розподілу активів. По-перше, вона надає інтуїтивно зрозумілий рівноважний ринковий портфель, як відправну точку для оцінки дохідності активів завдяки використанню підходу «зворотної оптимізації» для створення стабільного розподілу доходів від рівноважного ринкового портфеля як відправної точки. По-друге, модель допомагає чітко визначити погляди конкретного інвестора на прибутки, забезпечуючи для цього кількісну структуру, та поєднати їх з інтуїтивно зрозумілим ринковим портфелем [22, с.2]. Отже, модель враховує не лише історичні фактори для прогнозу поведінки активу в портфелі, а й бере до уваги особисту думку інвестора щодо майбутніх перспектив даного активу (див. Рисунок 1.2).

Порівнюючи модель Блека-Літтермана з сучасною теорією портфельних інвестицій Марковіца, можна сказати, що під час розподілення активів за другою моделлю виникають питання щодо практичної її реалізації, оскільки важко провести адекватну оцінку очікуваної дохідності, базуючись лише на історичних даних та коваріації активів між собою. Це означає, що Марковіц припускає, що минулі очікувані прибутки будуть триматися й у майбутньому. Тому в результаті портфелі, отримані з використанням теорії Марковіца, є неінтуїтивними та надзвичайно чутливими до вхідних параметрів. Однак перша модель є гнучкішою,

а тому вирішує цю проблему, оскільки інвестору не потрібно наводити оцінку очікуваної прибутковості, а лише внести початкове припущення щодо тих очікуваних прибутковостей, при яких рівноважний розподіл активів відповідає тому, що відбувається на ринку. Тобто, вкладнику потрібно вирішити, наскільки його припущення щодо очікуваної дохідності відрізняється від ринкової та об'єктивно оцінити адекватність таких припущень, додатково проаналізувавши прогнози на основі інших моделей [23].

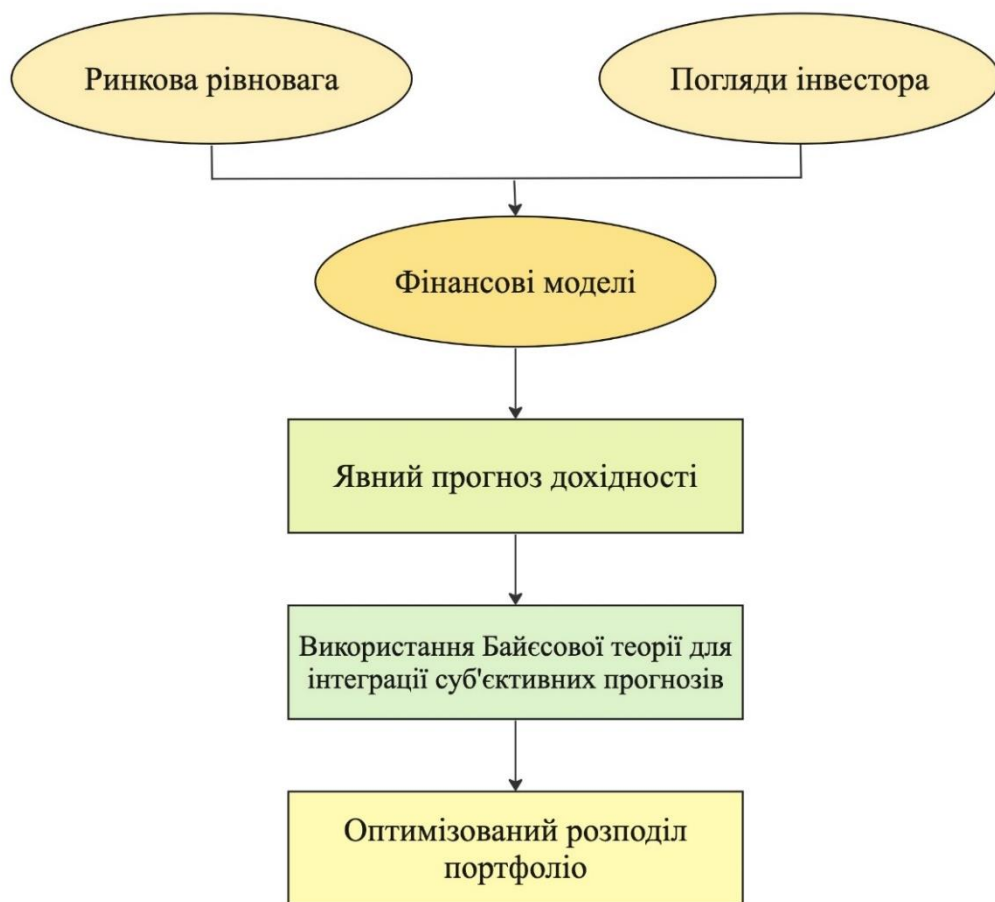


Рисунок 1.2 - Суть моделі Блека-Літтермана

Джерело: створено авторами на основі даних [24].

Для того щоб модель Блека-Літтермана працювала належним чином необхідно враховувати обов'язкові вхідні дані:

- Вагові коефіцієнти моделі оцінки капітальних активів (CAPM);
- Вектор надлишкової очікуваної прибутковості;

- Рівень довіри інвестора.

Дана модель послуговується двома ключовими припущеннями:

1. Дохідність активів зазвичай є нормально розподіленою, хоча різні розподіли також можуть використовуватися, проте імплементація моделі буде важчою в такому випадку;
2. Дисперсія апіорного та умовного розподілів щодо істинних середніх значень є відомою, але фактичні справжні середні дохідності невідомі [24].

Щодо прямого використання моделі, то передусім використовується CAPM для отримання віддачі. Після цього застосовується сама зворотна оптимізація для визначення передбачуваного надлишкового рівноважного вектора прибутковості.

Останній крок полягає в застосуванні самої моделі BL для розрахунку значення оптимізації портфеля. Модель Блека-Літтермана передбачає використання нижче наведеної формули для знаходження очікуваної дохідності:

$$E[R] = [(\tau\Sigma)^{-1} + P^T\Omega^{-1}P]^{-1}[(\tau\Sigma)^{-1}\Pi + P^T\Omega^{-1}Q], \quad (1.5)$$

де $E[R]$ – комбінований вектор очікуваної дохідності;

τ – скалярне значення налаштування (від 0 до 1);

Σ – коваріаційна матриця активів, пов'язана з надлишковою прибутковістю;

P – матриця, що ідентифікує активи з поглядами інвестора, де кожен рядок репрезентує специфічний погляд на ринок, а кожен початок рядка – ваги кожного активу в портфелі;

Ω – діагональна коваріаційна матриця помилок, що представляє невизначеність у кожному вигляді;

Π – рівноважна премія за ризик над безризиковою ставкою;

Q – вектор перегляду, що описує прибутковість портфелів від описаного у матриці P [24].

Для того, щоб знайти невизначеність дохідностей, що буде необхідне на наступному етапі (1.7), використовуємо формулу:

$$M = [(\tau\Sigma)^{-1} + P^T\Omega P]^{-1}, \quad (1.6)$$

Наступний крок полягає в розрахунку нової коваріаційної матриці:

$$\Sigma_p = \Sigma + M, \quad (1.7)$$

Останнім кроком є розрахунок ваг розподілення активів в інвестиційному портфелі:

$$w = (\delta\Sigma_p)^{-1} \mathbf{1}, \quad (1.8),$$

де δ – коефіцієнт уникнення ризику, який розраховується як:

$$\delta = \frac{(E[R] - r_f)}{\sigma^2}, \quad (1.9),$$

де r_f – безризикова ставка.

Отже, дану модель розглядають як доповнення до сучасної портфельної теорії Марковіца, основна ідея якої полягає в знаходженні прибутковості активів, формулюванні поглядів інвестора, визначенні значень очікуваних дохідностей та в кінцевому результаті знаходженні такого розподілу коштів між активами, щоб створити оптимальний портфель. Враховуючи, що модель Блека-Літтермана більшою мірою включає особисті погляди інвестора, ніж портфельна теорія Гаррі Марковіца, то це може слугувати, як і перевагою, так і недоліком. Головний недолік виходить з найбільшої переваги - оскільки модель BL враховує припущення роздрібних інвесторів щодо очікуваних прибутковостей активів, то існує ризик того, що інвестори, які більшою мірою схильні до поведінкових упереджень, будуть робити некоректні припущення щодо тенденції руху активу. Це, зі свого боку, призводить до того, що вони обиратимуть хибну стратегію, а тому зазнаватимуть фінансових та навіть репутаційних втрат [25].

1.4 Сутність поведінкових упереджень стосовно криптовалюти та їх види

Для розуміння поняття поведінкових упереджень (behavioral biases) інвесторів варто заглибитися в широку тему поведінкових фінансів, згідно з твердженнями яких інвестори при створенні своїх портфелів обирають активи з такою ризикованістю, яка відповідає їхній особистій схильності до ризику, що почасти виступає основним фактором під час прийняття рішення, замість того, щоб враховувати відношення ризику до дохідності, що було б значно оптимальніше. Очевидно, що така важливість перцепції ризику вкладником вплинула й на те, що на теперішній час інвестиційні фонди, сучасні робо-едвайзери або ж окремі інвестори в основному послуговуються цим чинником, а не лише класичним відношенням «дохідність-ризик» [26].

Причина того, що поняття «дохідність-ризик» не може бути єдиним фактором полягає в тому, що воно відображає лише історичні дані, тобто минулу ситуацію, не гарантуючи, що тенденція збережеться й в майбутньому, враховуючи, що ринок не є абсолютно ефективним [27].

Загалом інвесторів можна поділити на три групи відносно до їхнього сприйняття ризику:

1. Нейтральні до ризику (risk neutral): людям з таким ставленням до ризику абсолютно байдуже, яка дохідність їх очікує, бо рішення про інвестування в певний актив вони приймають, базуючись на власних переконаннях, а не на історичних даних або аналізі;
2. Ті, що частково запобігають або взагалі уникають ризику (risk averse): інвестори цієї групи часто погоджуються на низьку дохідність, лиш би не піддаватися більшому ризику;
3. Схильні до ризику (risk seeking): такі інвестори очікують найвищої віддачі від активу, що виступає компенсацією за більший ризик, який вони беруть, зазвичай покладаючись на ретельний аналіз і зважене рішення [25].

Дослідники поведінкових фінансів виявили, що люди під час прийняття складних рішень схильні користуватися поведінковими упередженнями - несвідомими переконаннями, які впливають на поведінку та можуть призвести до неправильних кроків у питанні розпорядження коштами. Протягом тривалих досліджень було знайдено як мінімум п'ятдесят поведінкових упереджень, які суттєво відрізняються між собою [29].

Інститут CFA стверджує: «Поведінкові упередження можна класифікувати або як когнітивні помилки, або як емоційні упередження. Однак одне упередження може мати аспекти обох з домінуванням одного типу упередження». Природа цих упереджень є фундаментальною для розуміння чинників, що впливають на процес прийняття рішень інвесторами [30].

Когнітивні помилки можна описати як ті, що пов'язані з помилковими міркуваннями під час прийняття рішень щодо своєї здатності інвестування, які призводять до отримання недиверсифікованих портфелів, спекулятивних практик з недостатньою обізнаністю або з надмірною торгівлею. Емоційні ж упередження є наслідком того, що інвестори діють на емоціях, що викликані коливанням у ринкових цінах криптовалют або оцінкою якості інформації [31, с.8]. Нижче наведені одні з найпоширеніших таких упереджень.

Несприйняття втрат (loss aversion): проявляється в тому, що людина заціклена на тому, щоб уникати всіма можливими способами втрат, замість того, щоб зайнятися пошуком вигоди. Існує така думка, що найбільша фінансова помилка людей полягає в тому, що вони занадто ризикують, а не надто багато. Це справді є проблемою, оскільки несприйняття втрат змушує людей уникати навіть невеликих ризиків, які б могли принести дохід. Тому часто люди надають перевагу заощадженню коштів, а не інвестуванню, попри розуміння, що з часом гроші знеціняться через інфляцію або через зростанням вартості товарів та послуг.

Самовпевненість (overconfidence): це упередження полягає в неспроможності інвесторів належно управляти і контролювати ризик через

переоцінку своїх здібностей та знань. Деякі вірять в те, що вони везучі, деякі ж просто переоцінюють власні можливості, вкладаючи кошти в певні активи без належного аналізу, але це рідко призводить до позитивного результату. Часто такі люди настільки впевнені, що ситуація на ринку складеться тільки так, як вони собі задумали, що роблять необдумані рішення, при цьому втрачаючи гроші.

Ментальний облік (mental accounting) є ще одним поширеним упередженням, оскільки воно виражає різне ставлення людей до грошей та їхні думки про те, як їх краще використовувати. Особливо це проявляється в порівнянні того, як люди розпоряджаються коштами, які до них прийшли легко, та тими, які вони заробили власною працею. У першому випадку люди схильні витратити кошти бездумно на предмети розкоші або на речі, які їм насправді взагалі не потрібні, через те що вони не відчують значимість цих коштів. У другому ж випадку, коли люди заробили ці кошти та розуміють їхню цінність, вони їх більше спрямовують на справді необхідні речі, а також заощадження та інвестиції [29].

Стадність (herding): це явище виникає тоді, коли інвестори слідують за іншими, а не приймають власні рішення на основі фінансових даних, через часто помилкове твердження, що така тактика є безпечнішою. Тобто, вони думають, що якщо якийсь інвестор в конкретний момент часу створив успішну інвестиційну стратегію або вклав свої кошти в актив, який стрімко зріс в ціні, зробивши на цьому статок, то ця ж стратегія буде успішною й для них. Хоча, якщо говорити про криптовалютний ринок, який дуже волатильний, то зрозуміло, що позиція копіювання може бути програшною і сильно залежати від часу. До того ж окремо виділяють страх втрати, коли людина бачить певний інвестиційний успіх своїх колег і хоче повторити їхню стратегію, щоб не зазнати своєрідних втрат від бездіяльності, при цьому не вдаючись до глибокого аналізу. Але зазвичай стадна поведінка веде зовсім до протилежного ефекту, створюючи бульбашку, яка з часом лусне [33, с.71].

З такою поведінкою тісно пов'язаний створений у 2013-му році застосунок Robinhood, що дав можливість інвестувати в різні види активів кожному, хто цього хотів, а не лише заможним людям, які в інвестиціях вже давно, заробили величезні кошти на цьому, мають власних інвестиційних аналітиків або ж самі досконало розуміють та відчують ринок. Через доступність додатку, інвестори-початківці часто інвестують в те, на що застосунок звертає їхню увагу, тобто цінні папери з вищою ціною, які користуються великою популярністю серед інших користувачів, тим самим створюючи стадний ефект [34, с.54].

Окремо варто розділити ритейл-інвесторів та інституційних інвесторів, оскільки нахил в цій роботі робитиметься саме на перших. У контексті поведінкових упереджень, роздрібні інвестори більш схильні до такого роду поведінки, ніж інституційні, бо роблять рішення на свій розсуд. Вони часто піддаються стадному ефекту, відтворюючи стратегії інших інвесторів, для яких такі дії були успішними, без заглиблення в реальні фундаментальні показники того чи іншого активу. Також роздрібним вкладникам властивий ефект підтвердження (confirmation bias)– явище, при якому людина шукає підтвердження своїх домислів у відкритих джерелах і лише через це вкладає свої кошти. Варто згадати і про евристику доступності (availability heuristic), що відображає схильність ритейл-інвесторів вкладатися в ті активи, які є доступні та зрозумілі для них без проведення якогось ґрунтовного аналізу [31, с.10; 32].

Підсумовуючи, поведінкові упередження є великою проблемою в процесі прийняття інвестиційних рішень як і в короткостроковій, так і в довгостроковій перспективах, бо за своєю природою вони є ірраціональними та виступають тією причиною, через яку інвестори припускаються нещадних помилок при оцінці ризику. Інвестори, що наділені вище зазначеними упередженнями, почасти отримують меншу дохідність від своїх активів, порівняно з тими, хто приймає рішення, покладаючись здебільшого на фінансові розрахунки. До того ж часто наявність упереджень свідчить про те, що у людини недостатня фінансова

грамотність. Саме тому дослідження поведінкових упереджень роздрібних інвесторів і стало основою нашої праці [33, с.74].

РОЗДІЛ 2

АНАЛІЗ ПОВЕДІНКОВИХ УПЕРЕДЖЕНЬ ІНВЕСТИТОРІВ ЯК НЕВІД'ЄМНОЇ ЧАСТИНИ ІНВЕСТИВАННЯ В КРИПТОВАЛЮТУ

2.1 Інтегрований огляд літератури в контексті поведінкових упереджень інвесторів

Для того, щоб провести максимально ефективне дослідження в контексті поведінкових фінансів на криптовалютному ринку, необхідно оглянути найбільш релевантні праці в цій сфері. Ми проводимо інтегрований огляд літератури в хронологічному порядку, додатково класифікувавши роботи в контексті поведінкових фінансів та упереджень за принципом, наведеним в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 Двовимірна структура інтегрованого огляду літератури

	Ціни акцій / інших активів	Ціни криптовалют	Криптовалютний портфель
Інституційні інвестори	Наявність праць	Наявність праць	Не достатньо праць – потребує глибших досліджень
Роздрібні інвестори	Наявність праць	Наявність праць	Не достатньо праць - потребує глибших досліджень

Джерело: створено авторами на основі інтегрованого огляду літератури.

Саме поняття «поведінкові фінанси» як окрема наука виникли у 1985-му році, хоча перші праці на цю тему з'явилися ще у 1960-х рр, але більше в

контексті поведінки окремого класу активів, а не людини, яка хоче їх купити. Зокрема, Фама (1965) вивчав поведінку цін на ринку акцій, а саме те, чи історичні дані мають здатність до передбачення майбутньої ціни, чи все-таки зміну цін можна пояснити лише теорією випадкової ходи, до чого у підсумку автор і схиляється [35].

Більш релевантна праця вийшла у 1969-му році, написана Андерсоном та Бургером, та стосується портфельної поведінки комерційного банку та управління активами. Автори аналізують зміни поведінки комерційних банків, які стали більш агресивними та орієнтованими на конкуренцію, а тому хотіли отримати більший прибуток від інвестицій, для чого почали вкладатися в нові форми активів [36]. Хоча ця праця побіжно торкається теми поведінкових фінансів у портфоліо менеджменті, однак це стосується лише інституційним установам, особливо банків, а не роздрібних інвесторів.

Однак вже у 1977-му році з'являється цікава праця, що містить інформацію про поведінку між індивідуальними інвесторами та патерни інвестиційної стратегії. Зазначається, що до цього часу тема інвестиційних інвесторів не була розкритою та лише могла побіжно згадуватися в окремих працях. Для проведення дослідження автори використовують анкетне опитування роздрібних інвесторів з ціллю визначення систематичних патернів інвестиційної поведінки, оцінити раціональність та відповідність попереднім уявленням щодо реакції на ризики, ліквідність та особисті міркування. Було визначено, що демографічні параметри, а також вік, стать, освіта та дохід відіграють важливу роль в інвестиційному процесі [37].

Ще задовго до появи поняття «поведінкові упередження» Канеман та Тверський (1979) критикують теорію очікуваної корисності як описову модель прийняття рішень за ризиком та розвиває альтернативну модель – теорію перспектив. Завдяки цій моделі показано, що люди занижують значення ймовірності невеликих вигравів та завищують значення ймовірності невеликих втрат, що відображається в їхній нераціональній поведінці [38].

Нарешті у своїй праці Де Бондт та Талер (1985) базують своє дослідження на поєднанні експериментальної психології та фінансів, доводячи те, що людська «надмірна реакція» на несподівані новини стосовно фондового ринку дійсно має вплив на нього. Зокрема, було продемонстровано, що якщо акція відчуває значне коливання ціни, то, швидше за все, за цим послідує рух ціни в протилежному напрямку, що буде довгостроковим. Саме через це ті інвестори, що програли спочатку, виграють в довгостроковій перспективі, і навпаки [39]. У розширенні дослідження 1987-го року автори, як і раніше, ділять інвесторів на дві категорії - «переможці» та «переможені», але вже глибше аналізують та визначають, що взаємовідносини між ними на ринку мають свої закономірності, що не можуть бути пояснені ризиком або розміром компаній, і навіть можуть мати певну сезонність [40]. Це дослідження є цінним, оскільки після цього виникло поняття «поведінкових фінансів», на противагу традиційним фінансам, які припускали, що поведінка людей є завжди раціональною та ігнорували будь-які упередження.

У 2000-х роках у широкий вжиток входить поняття «поведінкові упередження», науковці починають їх класифікувати та з'являється все більше праць з використанням даного терміну. Зокрема у праці Біхчандані та Шарми (2001) досліджується стадна поведінка інвесторів, причини її виникнення та ефект, що вона може мати на фінансові ринки. Було визначено, що стадна поведінка більш властива ринкам, що розвиваються, через недостатню прозорість та доступність інформації про середовище, що може впливати на волатильність цін. Однак, навіть зробивши ринки більш прозорими та ефективними, немає гарантій, що волатильність цін зменшиться [41].

У 2002-му році виходить праця «Психологічні упередження інвесторів» авторів Бейкера та Нофсінгера, які розглядаються типові помилки при інвестуванні, які є спричинені когнітивними або емоційними упередженнями, та надають рекомендації, як боротися з ними. Вони дають визначення упередженням, розділяючи їх на дві групи: як інвестори думають та як відчувають. Вони доводять, що настрої також впливає на прийняття рішень, бо

інвестори в поганому настрої є більш скептичними, а тому використовують більш критичні режими для обробки інформації та суджень. До того ж був розглянутий вплив соціальних медіа, груп та Інтернету на формування упереджень у інвесторів. Ключ у вирішенні когнітивних помилок автори бачать в розумінні та уникненні їх, визначенні інвестиційних цілей та обмежень, розробці кількісних критеріїв інвестування, диверсифікації та перерозподілі активів [42].

Автори Фенг та Сішолз (2005) визначають наскільки практичний досвід в інвестуванні допомагає боротися з поведінковими упередженнями. Було з'ясовано, що ні досвід, ні компетентність не може допомогти з несприйняттям втрат та ефектом володіння - бажання людей отримати більше коштів за продаж, ніж вони б віддали самі за купівлю. Окремо було досліджено питання диверсифікації і було доведено, що інвестори, які диверсифікують свої портфелі від початку своєї інвестиційної кар'єри, на 15% більше схильні реалізувати втрати, ніж ті, хто спочатку купує лише один актив. На нашу думку, проблема цієї статті полягає в тому, що автори заперечують самі собі, оскільки застосування диверсифікації вже свідчить про свого роду компетентність інвестора, а враховуючи, що вони більш схильні до реалізації своїх втрат, це суперечить ефекту володіння [43].

У 2009-му році була створена перша криптовалюта – біткоїн, тому статті про віртуальні активи починають з'являтися лише після цього. Але ще пізніше починають з'являтися праці, пов'язані з поведінковими особливостями людей щодо інвестування в криптовалюту. Зокрема, у 2015-му році виходить праця Бартоса з аналізом впливу публічних оголошень на ціну біткоїна, який довів існування взаємозв'язку між ціною криптовалюти та анонсованими позитивними та негативними подіями. Був проведений емпіричний аналіз, який стверджує, що ціна біткоїна є вищою під час позитивних подій, та знижується, коли є негативні події, що відповідає гіпотезі ефективних ринків. Також автори довели, що попит має більший вплив на ціну криптовалюти, ніж пропозиція. Цікавим виявилось й те, що не було знайдено значущих підтверджень тому, що фінансові події та

спекуляції інвесторів можуть підвищити ціну біткоїна, що суперечить тому, що ми знаємо про вплив на ціни криптовалют зараз. Тобто, ми припускаємо, що існує можливість, що ці коливання ціни біткоїна можуть бути результатом інших факторів або психологічних ефектів, а не раціонального реагування ринку на інформацію [44].

У підтвердження попередньої праці, у 2017-му році Леймон, Нільсен та Ренондо дослідили, що зовнішні події, зокрема новини та гучні заголовки соціальних мереж, можуть слугувати помічними інструментами у передбаченні ціни на криптовалюту. Загалом автори змогли передбачити волатильність цін на біткоїн та етеріум більше, ніж на 50%, використовуючи різні класифікатори та прогнози на основі заголовків і твітів [45]. Це збігається й з дослідженням стадної поведінки на криптовалютних ринках Пойсер (2018), який припускає, що ціни на криптовалюту визначаються стадним рухом, та встановлює, що інвестори дійсно часто відхиляються від раціональної оцінки активів та йдуть за загальним консенсусом [46].

У 2019-му році економіст Ян вивчає можливість пояснення аномалій цінової динаміки на ринку криптовалют поведінковими фінансовими теоріями. У результаті аналізу більше 20 аномалій поведінки інвесторів, виявлено сильні докази існування ефекту інерції цін – феномен, коли переможені минулого року наздоганяють переможців. Автор дійшов висновку, що ці аномалії криптовалют можна пояснити теоріями, що пов'язані з емоційною поведінкою інвесторів, а не фундаментальними ризиками [47]. Це підтверджує й Ясер (2020) говорячи, що рішення інвесторів щодо типів цифрових валют з поведінковими упередженнями призводить до неефективності ринку та високої волатильності цін на криптовалюту, що спростовує деякі з висновків праці Бартоса (2015) [48].

Нарешті у 2020-му році виходить праця про поведінкові упередження роздрібних інвесторів при інвестуванні в акції [49] і, починаючи з цього року, все більше авторів починають називати індивідуальних інвесторів роздрібними (retail).

Більшість праць спрямовані на визначення впливу поведінкових упереджень на волатильність ціни, однак зовсім небагато статей, які оцінюють вплив на портфельні інвестиції окремих інвесторів. Автори однієї з таких праць – Хуан і Танака (2022) досліджують поведінкові упередження та власності портфельів інвесторів криптовалют за допомогою інформації з блокчейн-гаманців без використання опитувань та анкетувань. Дослідження виявило, що багатші інвестори мають більшу впевненість та частіше здійснюють операції, але вони отримують менші прибутки від своїх транзакцій. Також вони порівняли гаманці людей та торгових ботів і виявили значну різницю між ними, роблячи висновок про емоційний вплив на людські гаманці. Цей висновок є помічним для нашого дослідження, бо він підтверджує те, що поведінкові упередження та емоції можуть впливати на рішення інвесторів і впливати на їхні фінансові результати [50].

У 2021 році виходить праця стосовно інституційних інвесторів та їхніх мотивів для включення криптовалюти до портфеля інших активів. Автор припускає, що знайомість та довіра до бренду, цінова свідомість та інноваційність позитивно впливають на інвестиційні наміри щодо криптовалюти. У нашому дослідженні ми припускаємо, що роздрібні інвестори є більш схильними до поведінкових упереджень, що ми й підтверджуємо завдяки цій праці, оскільки інституційні інвестори хоч і мають певні поведінкові особливості, але здебільшого вони пов'язані з фактами, на які такі інвестори звертають увагу перед інвестицією, а не особистими упередженнями [51].

Отже, провівши інтегрований огляд наявної літератури, можна прослідкувати, що відбувся перехід від сприйняття ринку як лише ефективного до можливості неефективного, що є пов'язано зокрема й з наявними поведінковими упередженнями. Тема поведінкових фінансів на криптовалютному ринку є відносно новою, порівняно з фондовим ринком, і багато аспектів досі залишаються недослідженими. Більшість досліджень зосереджувалися на використанні опитувальників, анкет, медіаресурсів, а також інформації з

блокчейн-гаманців. Крім того, зазвичай об'єктом дослідження виступає саме ціна криптовалют і кожен раз підтверджується факт про те, що поведінкові упередження є однією з причин волатильності цін віртуальних валют. До того ж врахувавши те, що тема поведінкових упереджень як і роздрібних, так й інституційних інвесторів, що інвестують в криптовалюту, знаходиться лише на етапі розвитку, то немає ще ґрунтовних праць, які поєднували б усі ці аспекти і не досліджували б лише ціну криптовалют.

У цьому й полягає унікальність та *новизна* нашого дослідження, що ми аналізуємо не лише ціну на криптовалюту, а використовуємо відхилення актуальної ваги біткоїна від оптимальної в інвестиційному портфелі криптовалют, включивши в дослідження теорію Марковіца, Блека-Літтермана та додаткові зовнішні фактори, які можуть пояснити зміну залежної змінної на рівні з поведінковими упередженнями. До того ж ми кількісно визначаємо, наскільки поведінкові упередження впливають на відхилення актуальної ваги біткоїна та надаємо економічну інтерпретацію та практичні рекомендації, базуючись на цьому.

2.2 Роль криптовалюти в інвестуванні та управлінні портфелем цінних інвестицій

Останнім часом віртуальні валюти стають все більш популярними серед роздрібних інвесторів, які мають на меті отримання високих доходів, а також зменшення ризиків загального портфеля шляхом диверсифікації. Однак існують певні побоювання стосовно криптовалют, оскільки цей ринок є відносно новим та нестабільним, а тому потребує особливої обережності та глибокого розуміння:

Можемо виділити основні переваги інвестування в цей вид активів:

- Незалежність від традиційних фінансових ринків. У разі виникнення геополітичних нестабільних ситуацій або інших змін на ринку, ця особливість дозволяє вкладникам захистити свої інвестиції;
- Ліквідність. Залежно від того, про яку крипто монету йде мова, вона може мати доволі високу ліквідність. Говорячи про Біткоїн можна сказати, що це одна з найбільш високоліквідних крипто монет, що уможлиблює її швидкий продаж та купівлю;
- Висока потенційна дохідність. На криптовалютному ринку ціни є дуже волатильними, але якщо розглядати це з боку переваги, то є можливість, що ціни на крипто монети значно зростуть протягом короткого періоду;
- Безпека. Практично всі криптовалюти є захищеними технологією під назвою блокчейн – цифровий список записів даних, який постійно зростає. Блокчейн постійно перевіряється та підтверджується величезною кількістю обчислювальної потужності, що забезпечує посилений захист на криптовалютних біржах;
- Різноманітність. Вкладення коштів у віртуальні валюти дозволяє додати різноманітності до портфеля цінних паперів, у такий спосіб покращуючи диверсифікацію;

- Анонімність. Це є важливою характеристикою криптовалют, оскільки багатьом інвесторам важливо зберігати історію своїх транзакцій та здійснення операцій конфіденційними [52].

Оскільки даний ринок є ще відносно молодим та нестабільним, порівнюючи з ринками більш традиційних активів, тобто фондовим, грошовим, товарним тощо, то інвестування у криптовалюту також має свої значні ризики:

- Висока волатильність (див. Рисунок 2.1). Вище ми розглядали це, як перевагу, якою може скористатися професійний інвестор, але здебільшого це є недоліком через суттєві зміни цін протягом короткого періоду часу, який може призвести до значних фінансових втрат рітейл-інвесторів, особливо тих, які більш схильні до поведінкових упереджень;
- Ризик крадіжки. Навіть попри серйозну захищеність крипто бірж завдяки блокчейну, вони все рівно можуть піддаватися хакерським атакам. До того ж, присутній ще фактор персональної недбалості, коли люди втрачають ключі до своїх кабінетів на біржах, які потім неможливо відновити. Все це веде до грошових врат, а тому інвестори повинні бути особливо обережними в питанні захисту своїх інвестицій;
- Регуляторний ризик. Через те, що наразі не існує окремих установ, які б регулювати криптовалютний ринок, існує ризик того, що відбудуться зміни у законодавстві окремих країн, пов'язані з обмеженням або взагалі повною заборобою використання крипто монет;
- Ризик помилки програми. Багато інвестиційних і кредитних платформ використовують автоматизовані смарт-контракти для контролю руху депозитів користувачів. Інвестор, який використовує одну з цих платформ, бере на себе ризик того, що помилка у цих програмах може спричинити втрату інвестицій;
- Маніпулювання ринком. Інституційні інвестори, які переважно є великими гравцями на ринку, мають значний вплив на ринок, а тому можуть маніпулювати ним. Від цього в основному страждають роздрібні інвестори,

які через спекулятивні операції великих гравців втрачають кошти через зміну цін на криптовалюти [53].



Рисунок 2.1 – Динаміка ціни BTC протягом 2018-2023 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

Управління портфелем цінних інвестицій також може бути поліпшене за допомогою криптовалют. Інвестори можуть використовувати віртуальні валюти для зменшення ризиків та збільшення доходів, включаючи диверсифікацію портфеля та захист від інфляції. Крім того, криптовалюти можуть бути використані для здійснення міжнародних операцій, що дозволяє інвесторам ефективно управляти своїм портфелем з будь-якої точки світу.

Нарешті існує декілька різних стратегій та інструментів для управління криптовалютним портфелем, що допомагають інвесторам досягти своїх фінансових цілей. Наприклад, інвестори можуть використовувати аналітичні інструменти, такі як графіки та індикатори, для аналізу ринку та прийняття рішень про купівлю та продаж крипто монет. Крім того, існують торгові боти та роботи-консультанти, що використовують штучний інтелект для здійснення торгів на ринку криптовалют з метою отримання максимального прибутку [54].

Для нашого дослідження ми використовуємо дані лише по криптовалютах без включення інших видів активів та диверсифікуємо портфель, використовуючи портфельну теорію Марковіца. Криптовалюти, які ми використовуємо: Bitcoin (BTC), Ethereum (ETH), Litecoin (LTC), Dogecoin (DOGE), Ripple (XPR), Binance Coin (BNB), Tronix (TRX), Cardano (ADA), Monero (XMR). Усі історичні дані були взяті з провайдеру фінансової інформації – Finance Yahoo [55].

Саме ці криптовалюти були обрані для дослідження, бо, використовуючи їх, ми можемо враховувати як і давніше створені монети, так і ті, що були створені відносно недавно, популярні та менш популярні, ризиковані та менш ризиковані тощо. Тобто саме завдяки такій різноманітності криптовалют ми досягаємо ефекту диверсифікації, одночасно збільшуючи дохідність та зменшуючи ризик.

Аналізуючи динаміку етеріуму, можемо зробити висновок, що ця криптовалюта схильна повторювати тенденції до зміни, які є в біткоїна (див. Рисунок 2.2).

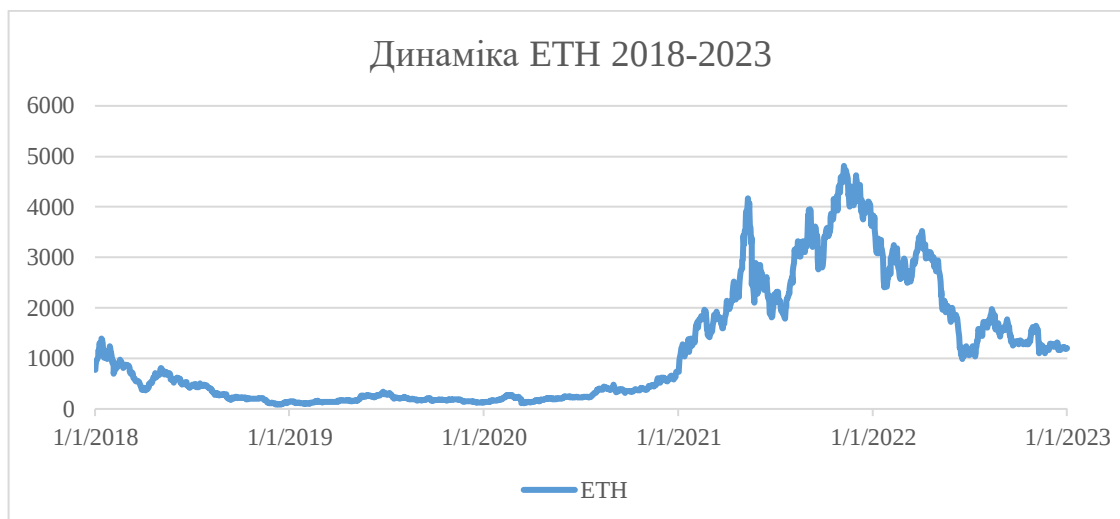


Рисунок 2.2 – Динаміка ціни ETH протягом 2018-2023 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

Також ми згуртували деякі з криптовалют за схожістю ціни, щоб подивитися на їхню динаміку (див. Рисунок 2.3, Рисунок 2.4).

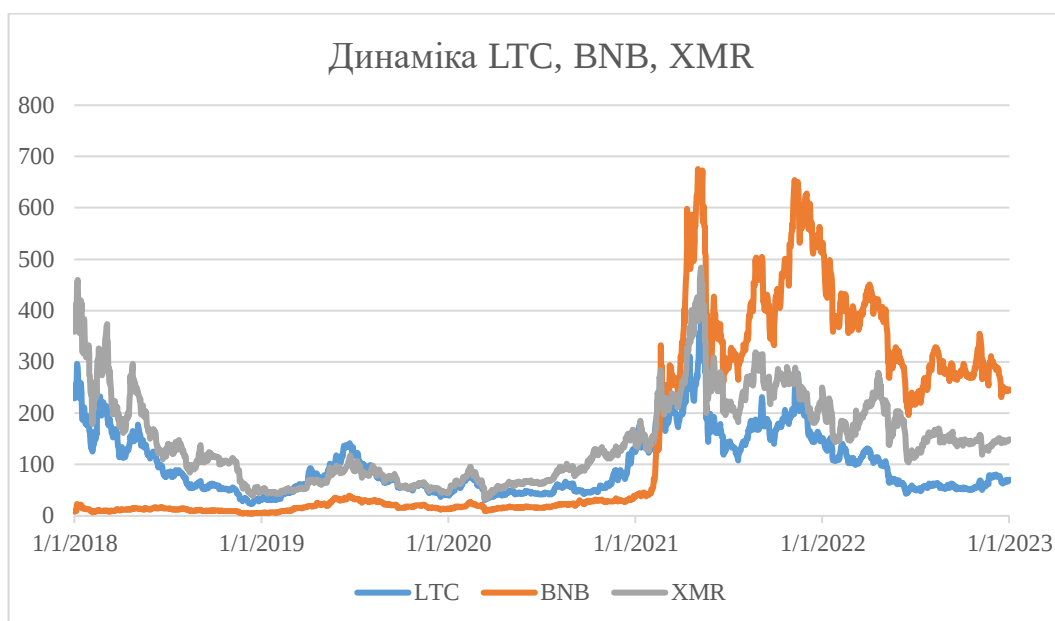


Рисунок 2.3 – Динаміка цін LTC, BNB та XMR протягом 2018-2023 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

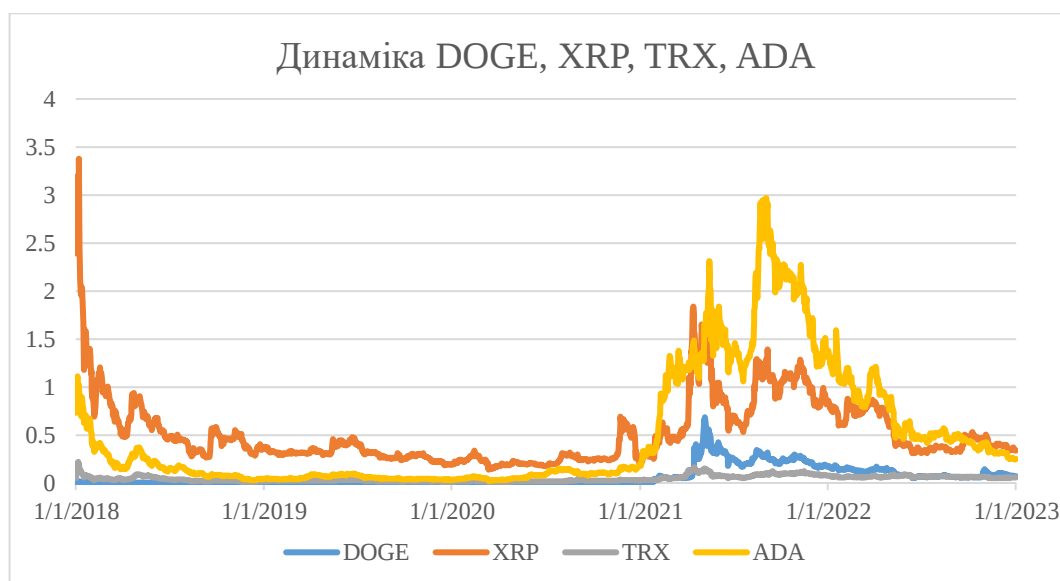


Рисунок 2.4 – Динаміка цін DOGE, XRP, TRX, ADA протягом 2018-2023 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

Бачимо, що коли на криптовалютному ринку спостерігається загальний тренд, більшість цін можуть рухатися в одному напрямку, що може бути проблемою в контексті диверсифікації ризиків. Для вирішення цієї проблеми можна було б додавати й інші активи в інвестиційний портфель, зокрема акції та облігації.

Додатково ми створили 100 інвестиційних портфелів з рандомними вагами 9-ти криптовалют, щоб подивитися на розподіл портфелів відносно до ефективної межі (див. Рисунок 2.5). Переконаємося в тому, що портфель з однаковими криптовалютами може давати зовсім різне відношення дохідності до ризику.

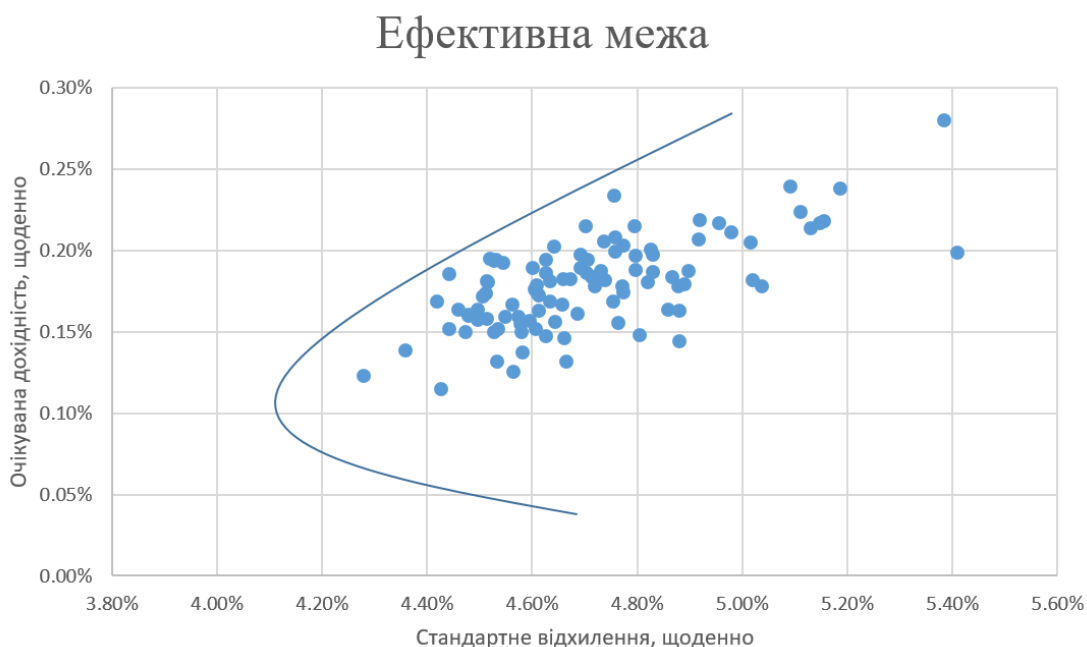


Рисунок 2.5 – Ефективна межа крипто портфелів, щоденно

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

Для дослідження було створено 48 портфелів з вищенаведених криптовалют за кожен місяць, що враховують історичні дані за рік часу для кожного портфеля. Історичні дані охоплюють період 01.01.2019 – 01.01.2023. Для обробки даних та побудови портфелів були використані такі програмні забезпечення, як Excel та R Studio (див. Додаток А).

Усі криптовалютні портфелі були побудовані з врахуванням очікуваної дохідності інвесторів, а саме 50% за рік, враховуючи волатильність та ризикованість такого вкладення. Встановлюючи однакову дохідність для всіх портфелів, ми можемо наочно порівняти, як змінювалися ваги активів в портфелі та загальна ризикованість протягом 4-ох років, на основі чого ми будемо досліджувати поведінкові упередження інвесторів далі.

Важливо зазначити, що на цьому етапі дослідження ми отримали деякі портфелі, дохідності яких є вищими, ніж зазначені очікувані 50% (див. Додаток Б). Це пов'язано з тим, що в певний період часу ціни деяких з криптовалют зазнали значного підвищення за рік, а тому й їхні дохідності зросли в десятки разів, при цьому ризикованість залишилася відносно на попередньому рівні. До того ж, ми оптимізували дані відносно до ваг біткоїна, оскільки в подальшому дослідженні використовується саме ця крипто монета, а тому в деякі періоди спостерігаємо вкладення 100% інвестиційного капіталу в цю криптовалюту для отримання максимального прибутку.

Крім того використовуємо модель Блека-Літтермана для того, щоб отримати актуальні ваги біткоїна в портфелі відносно інших криптовалют в конкретний момент часу. Тому враховуємо помісячну ринкову капіталізацію за даний період з сайту для відстеження цін та даних по віртуальних валютах – CoinMarketCap (35), і обчислюємо вагу кожної криптовалюти відносно до загальної ринкової капіталізації (див. Додаток В). Зробивши це, ми отримуємо актуальні ваги (див. Додаток Г), які зіставляємо з оптимальними вагами, отриманими через розв'язок задачі Марковіца. Відхилення між цими двома показниками ми будемо використовувати як залежну змінну в регресійній моделі.

2.3 Методи дослідження впливу поведінкових упереджень та інших факторів, що впливають на прийняття рішень інвесторами

Вивчення впливу поведінкових упереджень на прийняття рішень роздрібними інвесторами - це актуальна тема в дослідженнях економіки та фінансів. Поведінкові упередження включають психологічні та когнітивні аспекти, які впливають на прийняття рішень, такі як емоції, недосконалість оцінювання ризиків та бажання уникнути втрат.

Для вивчення впливу поведінкових упереджень на прийняття рішень інвесторами, застосовують різні методи дослідження, зокрема:

- Експериментальні дослідження. Вони полягають у проведенні експерименту з інвесторами, де їм пропонують приймати рішення в різних ситуаціях та обмеженнях. Результати цих досліджень дозволяють визначити факти, які впливають на процес прийняття рішень інвесторами, а також виокремити поведінкові упередження, які впливають на цей процес;
- Спостереження за ринком. Цей метод полягає у аналізі та вивченні поведінки інвесторів на ринку, шляхом дослідження тенденцій та цін, при торгівлі різними фінансовими інструментами, а також опитування інвесторів щодо їхніх рішень, базуючись на цьому;
- Моделювання. Метод полягає у створенні математичних моделей, щоб оцінити та пояснити особливості поведінки інвесторів під час прийняття інвестиційних рішень. Завдяки моделюванню можна визначити взаємозв'язки між багатьма факторами та пояснити їхній вплив на формування поведінкових упереджень [57, с.59].

Для нашого дослідження ми обрали дані, отримані методом спостереження за ринком, які виражають співвідношення біткоїнів між роздрібними та інституційними адресами (див. Додаток Д). Саме ці дані допоможуть нам визначити вплив поведінкових упереджень, оскільки, як ми зазначали в 1 частині, ритейл-інвестори є більш схильними до них. Ми припускаємо, що розмір

упереджень – це наближено кількість ритейл-інвесторів, а тому зі збільшенням роздрібних адрес, що купують криптовалюту, збільшується й загальна упередженість.

Кореляція 0.24 між ціною біткоїна та показником BTC Retail/Institutional Addresses свідчить про наявність слабкої позитивної залежності між цими змінними (див. Таблицю 2.2). Тобто, зі збільшенням кількості ритейл-адрес біткоїна, ймовірно, збільшується попит на криптовалюту, що може впливати на зростання її ціни. Однак, кореляція є слабкою, що означає, що зміну ціни біткоїна не можна пояснити лише цим фактором. Ймовірно, існують й інші чинники, які більшою мірою впливають на ціну крипто монети. До того ж, зазвичай роздрібні інвестори мають менший вплив на рух цін на ринку порівняно з великими інституційними гравцями, такими як фонди загального інвестування, хедж-фонди, пенсійні фонди тощо, які управляють великими сумами коштів від індивідуальних інвесторів або клієнтів.

Таблиця 2.2 Кореляційна матриця відношення кількості ритейл-інвесторів до інституційних, що купують біткоїн, та самого біткоїна

	BTC-USD	R/I ratio
BTC-USD	1	0.242585
R/I ratio	0.242585	1

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [58].

Окрім даних по ритейл-інвесторах, ми будемо використовувати й інші показники, які можуть пояснити, чому ціна на біткоїн змінюється. Наприклад, ми беремо до уваги золото. Ціна золота може виступати як фактор, який впливає на поведінку роздрібних інвесторів щодо інвестування у віртуальні валюти (див. Рисунок 2.6).

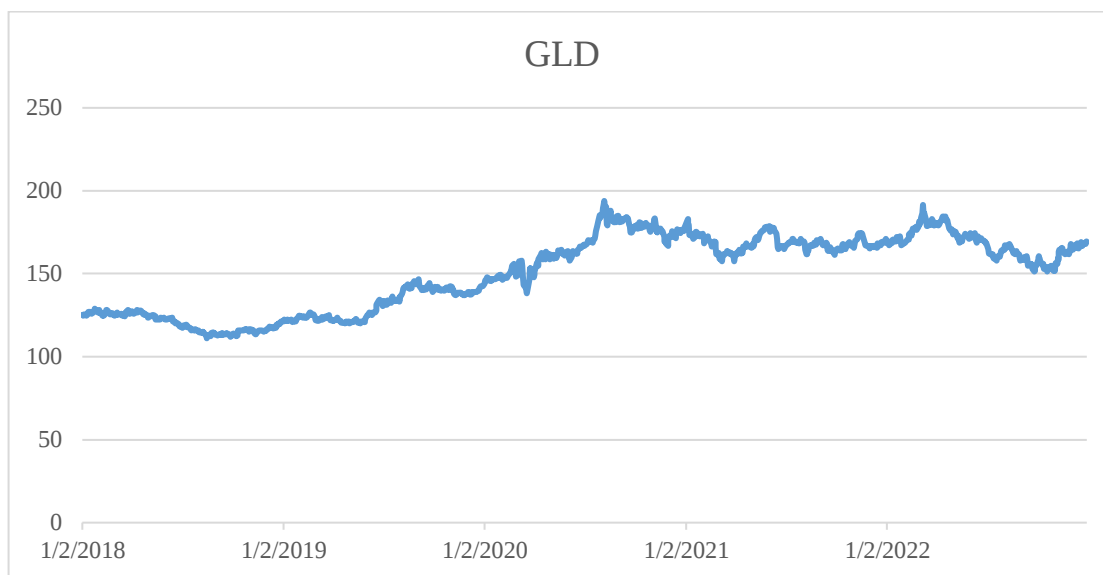


Рисунок 2.6 – Динаміка ціни золота протягом 2018-2022 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

За деякими дослідженнями, коли ціна золота зростає і відповідно ризикованість такого вкладення, інвестори починають шукати інші активи, які є менш ризикованими. Зазвичай це більш традиційні інструменти, як акції та облігації. Але є й ті, хто більше схильні до ризику, а тому обирають вкладення в криптовалюту, яка може приносити високий прибуток. Через те, що попит на криптовалюту збільшується, ціна також росте. Однак, це також може свідчити про поведінкову упередженість роздрібних інвесторів, які через високу дохідність криптовалюти, не беруть до уваги потенційні ризики та не зважають на інші альтернативні активи [59, с.86].

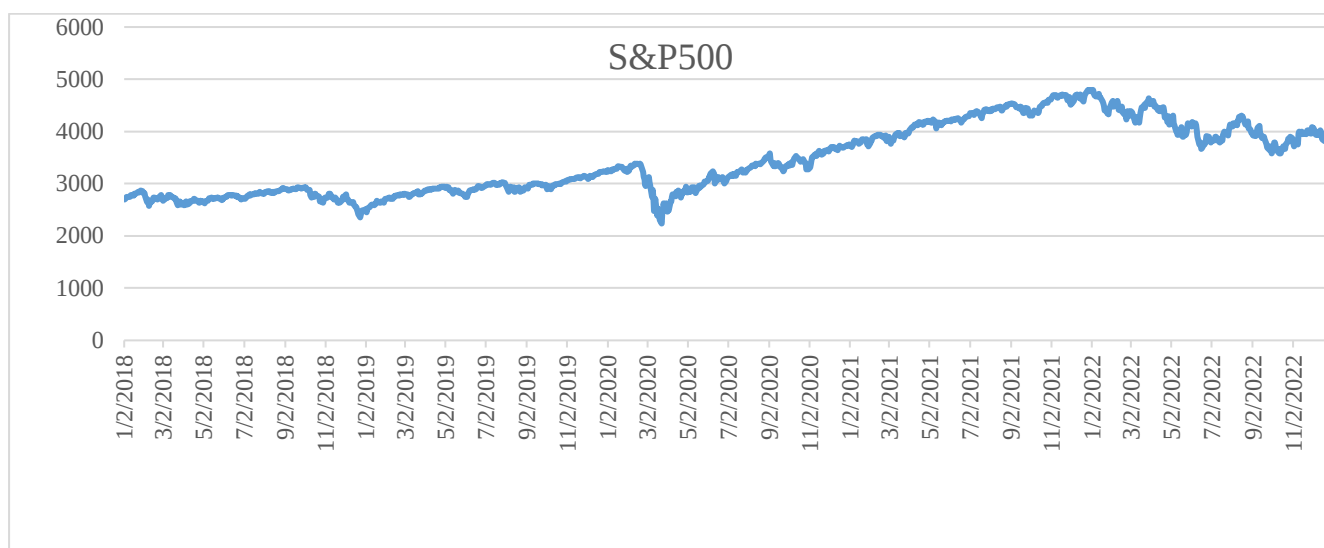
Бачимо, що між золотом та біткоїном наявна статистична залежність (див. Таблицю 2.3), що може свідчити про те, що деякі інвестори використовують золото та біткоїн як альтернативи традиційним валютам і фінансовим інструментам.

Таблиця 2.3 Кореляційна матриця для золота та біткоїна

	BTC-USD	GLD
BTC-USD	1	0.630399
GLD	0.630399	1

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55].

Також ми враховуємо ціну фондового індексу, який поєднує в собі акції 500 провідних компаній Сполучених Штатів, Standard and Poor's 500, що може бути показником загальної економічної ситуації та динаміки фондового ринку (див. Рисунок 2.7). Інвестори, які мають упередження до традиційних інвестицій, можуть шукати альтернативні способи інвестування, такі як криптовалюти, якщо вони спостерігають негативний тренд на ринку акцій або мають невпевненість щодо майбутнього економічного клімату.

**Рисунок 2.7** – Динаміка ціни S&P500 протягом 2018-2022 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

З іншого боку, якщо S&P500 росте, тобто спостерігається стабільна економічна ситуація на фондовому ринку, це може також розпалити інтерес

індивідуальних інвесторів до віртуальних валют через потенційну високу дохідність. Отже, ціна S&P500 може впливати на зміну поведінкових упереджень роздрібних інвесторів щодо криптовалют, залежно від того, які фактори вони вважають тими, що домінують в своїй інвестиційній стратегії [60].

Порахувавши кореляцію між ціною індексу S&P500 та BTC-USD за період 01.01.2018 – 01.01.2023 можемо побачити, що кореляція є позитивною та високою, що свідчить про те, що існує сильний зв'язок, і вказує на тенденцію до руху цін в одному напрямку (див. Таблицю 2.4). Частково причина може полягати в тому, що зростання попиту на криптовалюту, а тому й ціни, відбувається в умовах загальної позитивної динаміки фондового ринку. Але, порівнявши кореляцію між активами за менші періоди, ми встановили, що кожного року значення кореляції суттєво відрізняються. Наприклад, за період 01.01.2018 – 01.01.2019 кореляція становить лише 0.15, що вказує на практичну відсутність будь-якого зв'язку, тоді як кожного наступного року кореляція зростає, а за останній рік взагалі є максимальною. Підсумовуючи, кореляція між ціною біткоїна та S&P500 не є стійкою та може залежати від різних факторів.

Таблиця 2.4 Кореляційна матриця для S&P500 та біткоїна

	BTC-USD	GLD
BTC-USD	1	0.883124
GLD	0.883124	1

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55].

Ще один фактор – інфляція США, що може мати вплив на ціну біткоїна через динаміку валютного курсу долара (див. Рисунок 2.8). Зокрема, коли інфляція зростає, це може призвести до зниження вартості долара в порівнянні з іншими валютами. Це, зі свого боку, може зробити криптовалюту, яка не так піддається інфляції порівняно з традиційними інструментами, більш привабливою для інвесторів, які шукають способи збереження своїх коштів від девальвації.

Також інфляція може вплинути на настрої інвесторів та їх упередження. Загальна нестабільність економіки, пов'язана з високою інфляцією, може призвести до того, що інвестори будуть шукати більш стійкі інвестиційні можливості, включаючи віртуальні валюти [61].

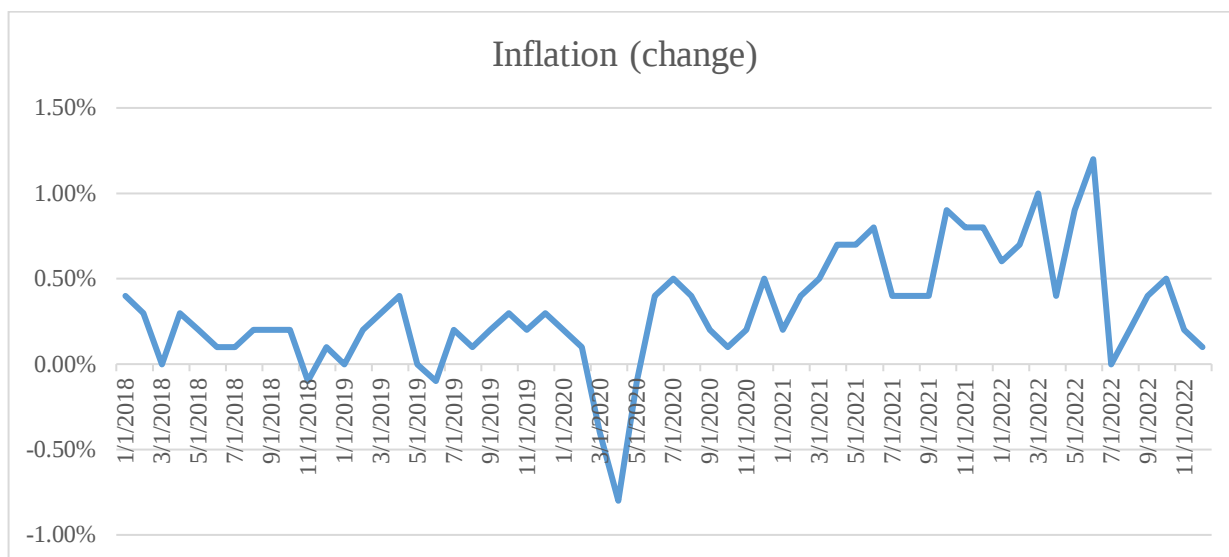


Рисунок 2.8 – Динаміка приросту інфляції протягом 2018-2022 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

Кореляція між ціною BTC-USD та інфляцією США дорівнює -0.1 (див. Таблицю 2.5), що свідчить про те, що існує дуже слабкий обернений зв'язок між цими двома показниками. Така кореляція не дає можливості зробити точний висновок про те, як інфляція впливає на ціну біткоїна, оскільки інші фактори можуть бути більш значущими при оцінці впливу на ціну віртуальної валюти.

Таблиця 2.5 Кореляційна матриця для інфляції США та біткоїна

	BTC-USD	INFLATION
BTC-USD	1	-0.10496
INFLATION	-0.10496	1

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [62].

Останній показник, який ми використовуватимемо, це нафта (див. Рисунок 2.9). Ціни на нафту можуть вплинути на ціну біткоіна, бо криптовалюта може бути сприйнята як альтернативний актив відносно традиційних активів, таких як нафта. Якщо ціни на нафту зростають, інвестори можуть шукати альтернативні активи, щоб зберегти свої інвестиції в умовах зростання вартості енергоресурсів. У такій ситуації біткоін може стати більш привабливим варіантом для інвестування. Але вплив цін нафти на ціну BTC може бути складним та неоднозначним, бо на ціну крипто монети впливає багато інших чинників, таких як попит та пропозиція, регулювання, масові новини та події в галузі криптовалют тощо [63].

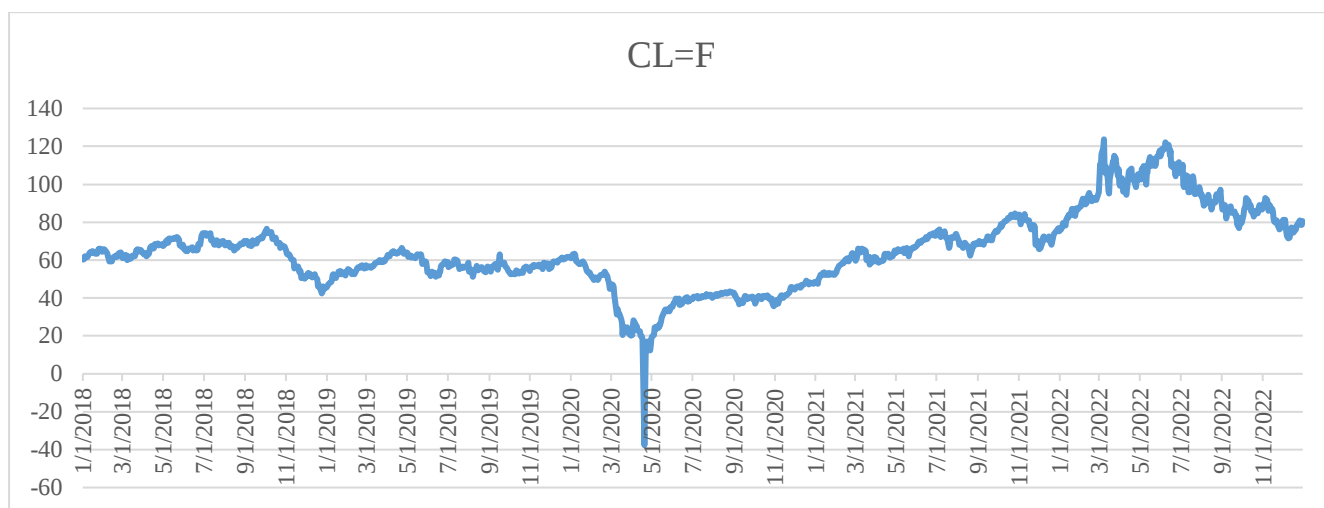


Рисунок 2.9 – Динаміка цін на нафтові контракти протягом 2018-2022 рр.

Джерело: створено авторами на основі даних [55].

Обчислення показали, що існує позитивна кореляція між BTC-USD та цінами на нафту (див. Таблицю 2.6), що може бути пов'язано з загальним економічним становищем та попитом на ресурси. Враховуючи це, можна зазначити, що такий зв'язок може бути тимчасовим, а тому важко зробити однозначний висновок про взаємозв'язок показників у довгостроковій перспективі.

Таблиця 2.6 - Кореляційна матриця для ціни на нафтові контракти та біткоїна

	BTC-USD	CL=F
BTC-USD	1	0.436923
CL=F	0.436923	1

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55].

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ ПОВЕДІНКОВИХ УПЕРЕДЖЕНЬ НА ПРИЙНЯТТЯ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РІШЕНЬ ЩОДО ПОРТФЕЛЯ КРИПТОВАЛЮТ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ВИВЧЕННЯ ЦІЄЇ ТЕМИ

3.1 Моделювання впливу частки роздрібних інвесторів на результати портфельних інвестицій

На підготовчому етапі для побудови регресійної моделі ми визначили залежну змінну – відхилення актуальної ваги біткоїна в інвестиційному портфелі від оптимальної, та 5 незалежних змінних – ціна S&P 500, індекс споживчих цін в США, ціна золота, нафти, а також співвідношення біткоїна між роздрібними та інституційними адресами, що виступає за поведінкове упередження (див. Додаток Е).

Для дослідження ми будемо використовувати метод багатофакторної регресії в статистичному пакеті Eviews 8.

Перед тим, як створювати саму регресійну модель, ми визначаємо гіпотези нашого дослідження, базуючись на кореляційному аналізі та теоретичній складовій:

1. Основна гіпотеза: якщо відношення роздрібних інвесторів до інституціональних збільшиться, то відхилення також збільшиться. Чим більше рітейл-інвесторів заходять на ринок криптовалюти, тим волатильнішим цей ринок стає, а ціна біткоїна, швидше за все, зростає. Відповідно для зменшення ризику необхідно зменшити кількість криптовалюти в портфелі.
2. Якщо ціна S&P 500 збільшується, то відхилення актуальної ваги біткоїна в інвестиційному портфелі від оптимальної збільшиться. Ми робимо таке припущення на основі наявності високої кореляції між індексом та

віртуальною валютою, яка з кожним роком зростає. Залежність між активами збільшується, а тому диверсифікація портфеля зменшується. Для зменшення цього ризику одним з варіантів може стати зменшення актуальної ваги BTC, через що відхилення збільшиться.

3. Якщо інфляція долара збільшується, то відхилення має зменшитися, за рахунок того, що інвестори будуть шукати альтернативні активи, такі як біткоїн, що може виступати, як засіб захисту від інфляції. Актуальна вага криптовалюти в портфелі відносно оптимальної збільшиться, що призведе до зменшення відхилення.
4. Якщо ціна золота збільшується, то відхилення має збільшитися. Ми бачимо доволі високу кореляцію між двома активами і, як у випадку з індексом S&P 500, потенційне збільшення цього зв'язку підштовхує інвесторів зменшувати ризики, що можна досягти, зменшивши актуальну вагу біткоїна в портфелі.
5. Якщо ціна нафти збільшиться, то це сприятиме зменшенню відхилення. Це можна пояснити тим, що чим більші ціни на нафту, тим дорожче коштують енергетичні товари, що може спричинити інфляцію. Через це попит на біткоїн, як захист від інфляції, збільшується, а тому його актуальна вага також збільшується.

Ми вивели оптимальне регресійне рівняння:

$$\log(btc) = \beta_0 + \beta_1 \log(sp) + \beta_2 inf + \beta_3 \log(gld) + \beta_4 \log(oil) + \beta_5 \log(bias) + u, \quad (3.1)$$

де $\log(btc)$ – незалежна змінна, відхилення актуальної ваги BTC в інвестиційному портфелі від оптимальної ваги, виражене у відсотках та переведене у логарифмічну форму;

$\log(sp)$ – ціни на S&P 500, виражені в доларах;

inf – індекс споживчих цін США, виражений у %;

$\log(\text{gld})$ - ціна золота в доларах;

$\log(\text{oil})$ - ціна нафти в доларах;

$\log(\text{bias})$ - відношення роздрібних інвесторів до інституційних, що купують BTC, виражене у доларах.

Нам довелося логарифмувати деякі зі змінних, оскільки це допомагає врахувати нелінійну залежність між змінними, перетворивши її в лінійну. Це сприяє покращенню статистичної адекватності моделі та полегшує інтерпретацію впливу незалежних змінних на залежну.

Використовуємо метод найменших квадратів для отримання загальних показників (див. Рисунок 3.1).

Dependent Variable: LOG(BTC)					
Method: Least Squares					
Date: 04/27/23 Time: 18:18					
Sample (adjusted): 2019M12 2022M09					
Included observations: 23 after adjustments					
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
LOG(SP)	1.496820	0.527976	2.835016	0.0114	
LOG(GLD)	3.980492	1.139288	3.493841	0.0028	
INF	-2.843541	18.81333	-0.151145	0.8816	
LOG(OIL)	-0.596789	0.235993	-2.528842	0.0216	
LOG(BIAS)	3.497593	0.711085	4.918667	0.0001	
C	-56.24464	6.162907	-9.126315	0.0000	
R-squared	0.878530	Mean dependent var	-0.649216		
Adjusted R-squared	0.842804	S.D. dependent var	0.518104		
S.E. of regression	0.205418	Akaike info criterion	-0.108082		
Sum squared resid	0.717341	Schwarz criterion	0.188134		
Log likelihood	7.242939	Hannan-Quinn criter.	-0.033584		
F-statistic	24.59045	Durbin-Watson stat	1.828011		
Prob(F-statistic)	0.000000				

Рисунок 3.1 - Загальні показники регресійного рівняння, отримані методом найменших квадратів

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Обираємо рівень довіри 95%. Згідно з p-value значення $\log(\text{sp})$, $\log(\text{gld})$, $\log(\text{oil})$ та $\log(\text{bias})$ є меншими, ніж критичний рівень 0,05, тому ми можемо відхилити нульову гіпотезу про те, що коефіцієнти дорівнюють 0.

Приймаючи альтернативну гіпотезу, ми стверджуємо, що коефіцієнти є значущими. Натомість значення inf є більшим, ніж критичний рівень 0,05, і

навіть логарифмування цієї змінної не вирішує дану проблему, тому ми вважаємо, що рівень інфляції в США не має статистично значимого ефекту.

Згідно з вищенаведеними результатами можемо переписати регресійне рівняння так:

$$\log(\text{btc}) = (-56,245) + 1,497 \times \log(\text{sp}) + (-2,844) \times \text{inf} + 3,98 \times \log(\text{gld}) + (-0,597) \times \log(\text{oil}) + 3,498 \times \log(\text{bias}), (3.2).$$

Надамо економічну інтерпретацію кожній незалежній змінній:

- 1) Log(sp). Згідно з гіпотезою 1 ми припускали, що відхилення актуальної ваги BTC від оптимальної має прямий зв'язок з індексом. Коефіцієнт нахилу = 1,497, що підтверджує прямий зв'язок. Тобто збільшення ціни S&P500 на 1% спричиняє збільшення відхилення на 1,5%.
- 2) Inf. Ми припускали, що зв'язок між інфляцією і залежною змінною обернений, на що і вказує негативний коефіцієнт нахилу. Згідно з тестом найменших квадратів, збільшення рівня інфляції на 1% призводить до зменшення відхилення на 2,84%. Але через те, що показник є незначущим, ми не можемо остаточно покладатися на цей аналіз.
- 3) Log(gld). Бачимо, що зв'язок є прямим, що підтверджує гіпотезу 3. Збільшення ціни золота на 1% призводить до збільшення відхилення на 3,98%.
- 4) Log(oil). Ми припускали, що зв'язок в цьому випадку є оберненим, тому гіпотеза правильна. При збільшенні ціни на нафту на 1%, відхилення зменшується на 0,6%.
- 5) Log(bias). Спостерігаємо прямий зв'язок, що підтверджує гіпотезу 5. При збільшенні показника відношення роздрібних інвесторів до інституційних на 1%, відхилення актуальних ваг від оптимальних зростає на 3,498%.

Проведемо діагностику моделі. На основі t -статистики ми бачимо, що всі значення по модулю є більшими за критичний рівень, отже є значущими, окрім $\ln f$, який отримав негативні результати, як і за t -статистикою, так і за p -value.

Коефіцієнт детермінації вказує на те, що значення залежної змінної на 87,9% пояснюється незалежними змінними. Однак для визначення пояснювальної здатності моделі краще використовувати зважений коефіцієнт детермінації, оскільки він враховує кількість незалежних змінних, які використовуються в моделі, та на основі цього коригує значення. Звичайний ж коефіцієнт детермінації не враховує цей фактор і може зростати з додаванням нових змінних. Отже, незалежні змінні на 84,3% пояснюють відхилення актуальної ваги біткоїна в інвестиційному портфелі від оптимальної, що вказує на хорошу пояснювальну здатність моделі.

Проаналізувавши значення за F -статистикою Фішера, значення $\text{Prob}(F\text{-statistics})$ дорівнює 0, що є меншим за критичний рівень 5%, а тому цей тест ще раз підтверджує, що коефіцієнти є значущими.

Для кращого уявлення моделі, використаємо додатковий метод візуального аналізу - Actual Fitted Residual Graph (див. Рисунок 3.2).

Спочатку бачимо значні коливання лінії residual, що може свідчити про наявність проблеми гетероскедастичності на початку дослідження. Однак з середини періоду спостережень ситуація покращується, коливання стають меншими, тому ми можемо зробити висновок про те, що модель добре підходить до даних і може використовуватися для дослідження.

Ще один інструмент аналізу, який буде використано, це Actual Fitted Residual Table (див. Рисунок 3.3). Він містить дані про залежну змінну, оцінюючи її фактичні, прогнозовані та залишкові значення.

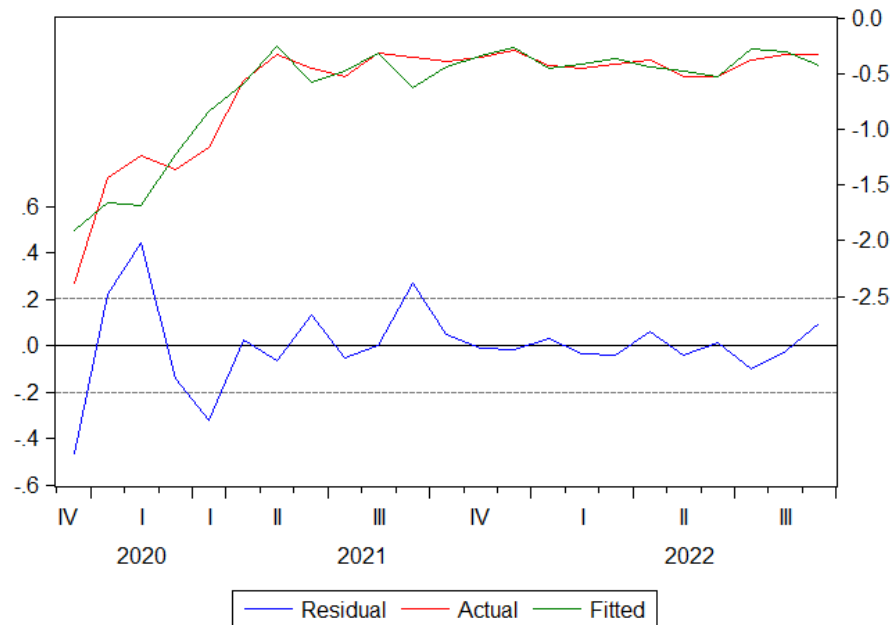


Рисунок 3.2 - Загальні показники регресійного рівняння, отримані методом найменших квадратів

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

obs	Actual	Fitted	Residual	Residual Plot
2019M12	-2.38247	-1.91437	-0.46810	
2020M01	-1.43529	-1.65761	0.22232	
2020M02	-1.23739	-1.68069	0.44330	
2020M03	-1.36566	-1.22376	-0.14190	
2021M03	-1.15949	-0.83734	-0.32216	
2021M04	-0.56300	-0.58479	0.02179	
2021M05	-0.32382	-0.25738	-0.06644	
2021M06	-0.45413	-0.58293	0.12880	
2021M07	-0.53290	-0.47932	-0.05358	
2021M08	-0.31942	-0.32165	0.00222	
2021M09	-0.36025	-0.62946	0.26921	
2021M10	-0.39681	-0.44461	0.04780	
2021M11	-0.34975	-0.34034	-0.00941	
2021M12	-0.28835	-0.26786	-0.02049	
2022M01	-0.42653	-0.45886	0.03233	
2022M02	-0.45532	-0.41687	-0.03845	
2022M03	-0.41402	-0.37168	-0.04234	
2022M04	-0.38275	-0.44022	0.05747	
2022M05	-0.52354	-0.47962	-0.04392	
2022M06	-0.52503	-0.53453	0.00950	
2022M07	-0.37433	-0.27562	-0.09871	
2022M08	-0.32883	-0.30570	-0.02313	
2022M09	-0.33288	-0.42677	0.09389	

Рисунок 3.3 - Загальні показники регресійного рівняння, отримані методом найменших квадратів

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Як і в попередньому випадку, бачимо на початку residual plot значні відхилення, а ближче до кінця відхилення стають набагато меншими. Такий розкид точок на графіку може свідчити про те, що спочатку гомоскедастичність не дотримується, натомість присутня гетероскедастичність, але потім ця проблема зникає, тому ми не зможемо зробити остаточний висновок про порушення класичного припущення на цьому етапі. До того ж, хорошим показником є те, що ми не можемо виділити якусь закономірність розміщення точок на residual plot, що вказує на правильність специфікації моделі.

Зробивши аналіз кореляції між незалежними змінними (див. Таблицю 3.1), можемо побачити позитивну кореляцію, яка не є дуже високою, що свідчить про відсутність мультиколінеарності. Якби мультиколінеарність була присутня в нашій моделі, це могло б негативно повпливати на оцінку параметрів моделі через сильну лінійну залежність між змінними. Враховуючи, що цього явища немає, то ми можемо використовувати наші змінні й надалі.

Таблиця 3.1 - Кореляційна матриця між усіма змінними

	sp	inf	gld	oil	bias
sp	1.000000	0.690737	0.664570	0.675340	0.475197
inf	0.690737	1.000000	0.405396	0.667156	0.191117
gld	0.664570	0.405396	1.000000	0.210877	0.355409
oil	0.675340	0.667156	0.210877	1.000000	0.562777
bias	0.475197	0.191117	0.355409	0.562777	1.000000

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Також нам потрібно переконатися, що відсутня автокореляція залишків моделі. Для того, щоб перевірити автокореляцію першого порядку, ми використовуємо тест Дарбіна-Ватсона. Згідно з результатами, отриманими методом найменших квадратів, критерій Дарбіна-Ватсона дорівнює 1,828. При довірчому інтервалі 95%, критерій має знаходитися в межах від 1,544 до 2,456, що

є зоною відсутності автокореляції. У нашому випадку значення потрапляє в цей діапазон, а тому можемо стверджувати, що класичне припущення про відсутність автокореляції для побудованої моделі справджується.

Для глибшого аналізу потрібно проаналізувати автокореляцію вищих порядків за допомогою використання LM тесту (див. Рисунок 3.4). Шляхом тестування різних кількостей лагових змінних, ми визначили найоптимальнішу – 2 лагові змінні. При таких параметрах Prob. F(2,15) та Prob. Chi-Square(2) є найменш можливими, і при довірчому рівні 90% останній був би значимим. Але, оскільки ми обрали довірчий інтервал 95%, то гіпотеза про наявність автокореляції залишків моделі з різною кількістю лагів не є статистично значущою. Оцінивши коефіцієнти при RESID(-1;-2), можна побачити, що згідно з p-value вони є статистично незначущими на рівні 0,05, а отже автокореляція 1-го та 2-го порядків є відсутньою. Тому можна зробити висновок про відсутність автокореляції вищих порядків.

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:				
F-statistic	2.087212	Prob. F(2,15)	0.1586	
Obs*R-squared	5.007283	Prob. Chi-Square(2)	0.0818	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID				
Method: Least Squares				
Date: 04/20/23 Time: 23:44				
Sample: 2019M12 2022M09				
Included observations: 23				
Presample and interior missing value lagged residuals set to zero.				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LOG(SP)	0.185356	0.519246	0.356971	0.7261
INF	4.953703	17.88963	0.276904	0.7856
LOG(GLD)	0.095907	1.130079	0.084867	0.9335
LOG(OIL)	-0.216086	0.250513	-0.862572	0.4020
LOG(BIAS)	0.442021	0.708121	0.624217	0.5419
C	-4.348490	6.292496	-0.691060	0.5001
RESID(-1)	-0.216099	0.269400	-0.802148	0.4350
RESID(-2)	-0.586536	0.301009	-1.948568	0.0703
R-squared	0.217708	Mean dependent var	1.24E-15	
Adjusted R-squared	-0.147362	S.D. dependent var	0.180572	
S.E. of regression	0.193420	Akaike info criterion	-0.179696	
Sum squared resid	0.561170	Schwarz criterion	0.215259	
Log likelihood	10.06650	Hannan-Quinn criter.	-0.080366	
F-statistic	0.596346	Durbin-Watson stat	1.568118	
Prob(F-statistic)	0.749663			

Рисунок 3.4 – Перевірка на автокореляцію вищих порядків з використанням LM тесту та 2 лагових змінних

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Провівши перевірку LM тесту вже з 4-ма лаговими змінними (див. Рисунок 3.5), ми отримали теж хороші результати з відсутністю автокореляції вищих порядків, а тому ще раз переконуємося, що автокореляція вищих порядків є відсутньою.

Breusch-Godfrey Serial Correlation LM Test:				
F-statistic	0.949467	Prob. F(4,13)	0.4668	
Obs*R-squared	5.200122	Prob. Chi-Square(4)	0.2674	
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID				
Method: Least Squares				
Date: 04/28/23 Time: 19:23				
Sample: 2019M12 2022M09				
Included observations: 23				
Presample and interior missing value lagged residuals set to zero.				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LOG(SP)	0.313579	0.668827	0.468850	0.6469
LOG(GLD)	-0.093480	1.350062	-0.069241	0.9459
INF	3.718115	19.41618	0.191496	0.8511
LOG(OIL)	-0.196704	0.275237	-0.714671	0.4874
LOG(BIAS)	0.414246	0.760710	0.544551	0.5953
C	-4.325221	6.739865	-0.641737	0.5322
RESID(-1)	-0.228427	0.290212	-0.787103	0.4453
RESID(-2)	-0.641663	0.359193	-1.786403	0.0974
RESID(-3)	-0.163762	0.497665	-0.329062	0.7474
RESID(-4)	0.065418	0.457121	0.143109	0.8884
R-squared	0.226092	Mean dependent var	-2.47E-15	
Adjusted R-squared	-0.309690	S.D. dependent var	0.180572	
S.E. of regression	0.206650	Akaike info criterion	-0.016558	
Sum squared resid	0.555156	Schwarz criterion	0.477135	
Log likelihood	10.19042	Hannan-Quinn criter.	0.107604	
F-statistic	0.421985	Durbin-Watson stat	1.508781	
Prob(F-statistic)	0.900619			

Рисунок 3.5 – Перевірка на автокореляцію вищих порядків з використанням LM тесту та 4 лагових змінних

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Наступним кроком є перевірка на гетероскедастичність за допомогою тесту White (див. Рисунок 3.6). Оскільки значення probability у всіх випадках є більшим, ніж критичний рівень 0,05, то у нас є підстави відхилити нульову гіпотезу, а отже залишки є гомоскедастичними, навіть попри те, що спочатку ми припускали, що проблема гетероскедастичності може бути присутньою. Гетероскедастичність була б проблемою, бо вона свідчить про неоднакову дисперсію залишків в діапазоні виміряних значень, що призводить до нерівного розкиду залишків [64].

Heteroskedasticity Test: White			
F-statistic	3.182184	Prob. F(18,4)	0.1353
Obs*R-squared	21.49868	Prob. Chi-Square(18)	0.2550
Scaled explained SS	21.95285	Prob. Chi-Square(18)	0.2341

Рисунок 3.6 – Тест на гетероскедастичність

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Останнім кроком аналізу в Eviews є перевірка на нормальність розподілу залишків. Зробивши візуальний аналіз, бачимо, що розподіл схожий на нормальний (див. Рисунок 3.7). Перевіряємо це припущення за допомогою тесту Жарга-Бера, а саме за значенням probability, яке дорівнює 0,225. Число є значно більшим, ніж 0,05, а тому ми не маємо підстав відхилити нульову гіпотезу, отже залишки є нормально розподіленими.

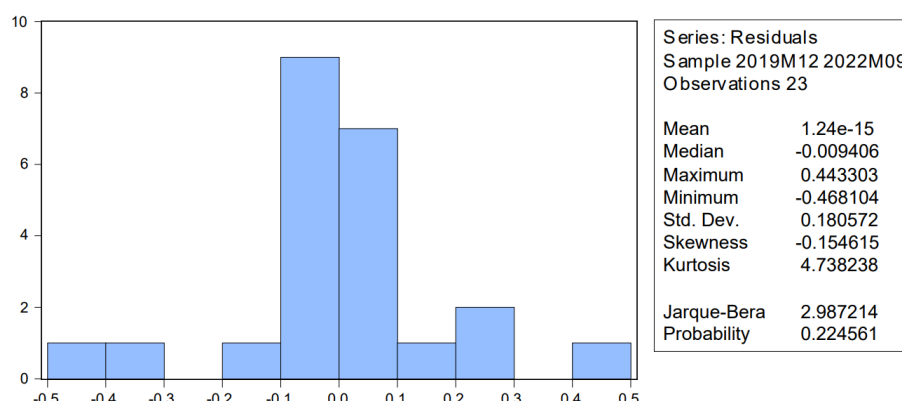


Рисунок 3.7 – Перевірка нормальності розподілу

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Для кращої пояснювальної здатності моделі забираємо з неї показник інфляції та отримуємо результати, де згідно з adjusted R-squared, пояснювальна здатність моделі становить вже 85% (див. Рисунок 3.8).

Dependent Variable: LOG(BTC)				
Method: Least Squares				
Date: 04/28/23 Time: 19:33				
Sample (adjusted): 2019M12 2022M09				
Included observations: 23 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LOG(SP)	1.481628	0.504054	2.939421	0.0088
LOG(GLD)	3.940662	1.077886	3.655916	0.0018
LOG(OIL)	-0.612456	0.206175	-2.970563	0.0082
LOG(BIAS)	3.536706	0.644097	5.490957	0.0000
C	-56.14727	5.960461	-9.419954	0.0000
R-squared	0.878367	Mean dependent var	-0.649216	
Adjusted R-squared	0.851337	S.D. dependent var	0.518104	
S.E. of regression	0.199764	Akaike info criterion	-0.193695	
Sum squared resid	0.718305	Schwarz criterion	0.053151	
Log likelihood	7.227496	Hannan-Quinn criter.	-0.131614	
F-statistic	32.49646	Durbin-Watson stat	1.818244	
Prob(F-statistic)	0.000000			

Рисунок 3.8 - Загальні показники оновленого регресійного рівняння, отримані методом найменших квадратів

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Оновимо наше регресійне рівняння:

$$\log(\text{btc}) = (-56,147) + 1,48 \times \log(\text{sp}) + 3,94 \times \log(\text{gld}) + (-0,61) \times \log(\text{oil}) + 3,54 \times \log(\text{bias}), (3.3).$$

Тепер ми можемо оцінити кількісний вплив незалежних змінних на залежну в оновленій моделі, в якій всі класичні припущення є дотримані:

- 1) Збільшення ціни S&P500 на 1% спричиняє збільшення відхилення актуальної ваги біткоіна від оптимальної на 1,48%.
- 2) Збільшення ціни золота на 1% призводить до збільшення відхилення на 3,94%.
- 3) При збільшенні ціни на нафту на 1%, відхилення зменшується на 0,61%.
- 4) При збільшенні показника відношення роздрібних інвесторів до інституційних на 1%, відхилення актуальних ваг від оптимальних зростає на 3,54%.

На основі вищенаведених результатів спробуємо зробити прогноз залежної змінної, збільшивши або зменшивши кожену незалежну змінну за

останній період, тобто за грудень 2022-го року, на 1%, щоб подивитися, як це вплине на відхилення актуальної ваги біткоїна у портфелі від оптимальної. У такий спосіб ми збільшуємо ціну S&P500, золота, та кількість роздрібних інвесторів, а також зменшуємо ціну на нафту на 1%.

Зробивши прогноз ми дізнаємося діапазон, в якому перебуває наша залежна змінна протягом минулих періодів та на наступний період (див. Рисунок 3.9).

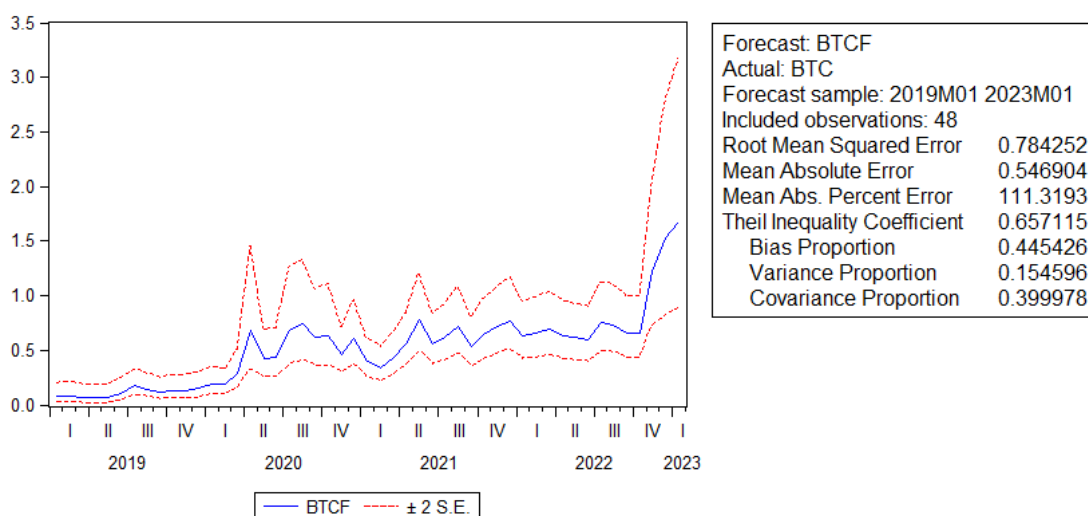


Рисунок 3.9 - Межі прогнозованої залежної змінної

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Щодо точного числа, яке ми отримали завдяки прогнозу, то це збільшення відхилення актуальної ваги від оптимальної з 153% в грудні 2022-го року до 168% в січні 2023-го року, якщо покладатися лише на прогнозовані значення (див. Додаток Ж). Однак прогноз не є дуже точним, бо в деякі періоди прогнозовані значення суттєво відрізняються від фактичних, наприклад, за грудень 2022-го року фактичне відхилення становило -0,89, а прогнозоване 1,53, хоча в попередні періоди прогнозовані значення були більш точними (див. Рисунок 3.10). Але загалом тенденція до зміни відхилення залишається однаковою протягом усіх періодів.

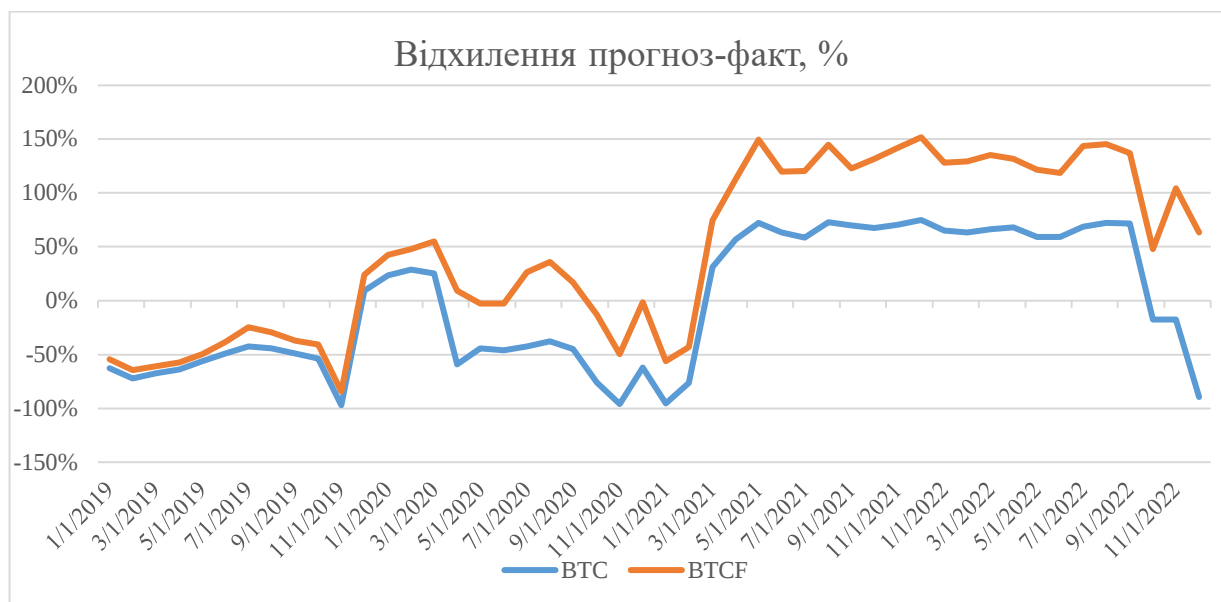


Рисунок 3.10 – Відхилення прогнозованих значень залежної змінної від фактичних

Джерело: розрахунки авторів на основі даних [55], [56], [58], [62].

Підсумовуючи, на початку дослідження було сформовано п'ять гіпотез, чотири з яких справджуються. На основі регресійної моделі було визначено, що збільшення ціни індексу S&P500, золота та відношення роздрібних інвесторів до інституційних справді мають прямий зв'язок з відхиленням актуальної ваги біткоіна від оптимальної, а зі збільшенням ціни на нафту цей зв'язок стає оберненим. Також в процесі дослідження нам довелося позбутися показника інфляції, оскільки він був незначущим не тільки на даному рівні довіри, а саме 95%, а й на мінімально допустимому - 90%.

У контексті поведінкового упередження, за яке виступає відношення ритейл-інвесторів до інституціональних, ми проаналізували, що воно справді впливає на відхилення ваг біткоіна. Тобто, коли зростає кількість роздрібних адрес, показник відношення зростає. Хоч ціна на BTC буде збільшуватися, та ризикованість також зросте через можливість утворення бульбашки на криптовалютному ринку, що може бути спричинене зростанням попиту. Тому інвестори будуть зменшувати вагу криптовалюти в своєму

інвестиційному портфелі, задля кращої диверсифікації. Відповідно відхилення збільшується, що підтверджує основну гіпотезу про те, що поведінкові упередження впливають на ситуацію з ВТС на ринку.

Щодо прогнозу, то Eviews не є класичним інструментом для того, щоб використовувати його з цією метою, а тому прогнозовані значення можуть суттєво відрізнятися від фактичних. Через це статистичний пакет варто використовувати лише, як один з методів прогнозування, однак не покладатися лише на нього.

Внаслідок перевірки дотримання класичних припущень, не було виявлено порушень класичних припущень щодо наявності автокореляції між залишками, гетероскедастичність. Тому можна зробити висновок, що, оскільки класичні припущення були дотримані, то модель виявилася якісною та адекватною.

3.2 Практичні рекомендації для роздрібних інвесторів щодо управління портфелем криптовалют, враховуючи поведінкові упередження

Успішне управління портфелем криптовалют є непростю справою, яка потребує сильних аналітичних вмінь та глибокого розуміння ринкових тенденцій, а наявність поведінкових упереджень може суттєво ускладнити процес прийняття рішень. Тому важливо шукати способи мінімізації впливу емоцій у питанні інвестування, роблячи свою стратегію максимально об'єктивною та підкріпленою достовірними фактами.

Першою важливою рекомендацією є використання перевірених та усталених підходів під час формування інвестиційного портфеля, особливо для інвесторів початківців, які ще не мають достатнього практичного досвіду для втілення повністю самостійно розроблених стратегій. Наприклад, можна використовувати портфельну теорію Маркоціва або її доповнення - теорію Блека-Літтермана, які, як будь-яка теорія не гарантують стовідсоткової успішності, проте допомагають уникнути певних помилок та забезпечити диверсифікацію.

Друге, на що ми можемо звернути увагу при інвестуванні в криптовалюту, це тенденція на ринку інших активів, особливо на ті, кореляція з якими є або сильно негативною, або сильно позитивною. Звісно, кореляція не є доказом причинно-наслідкового зв'язку. Проте, як ми бачимо з нашого регресійного аналізу, висока позитивна кореляція між BTC з S&P500 та золотом справді показала те, що ціна криптовалюти буде рухатися вгору зі зростанням ціни на ці активи, хоча відхилення актуальної ваги криптовалюти від оптимальної буде збільшуватися. Не спрацювала ця теорія з контрактами на нафту, бо попри середню позитивну кореляцію та схильність до зростання обох цін відносно в один період, відхилення актуальної ваги біткоїна в портфелі від оптимальної зменшується. Це можна пояснити наявністю впливу інших важливих факторів, як наприклад інфляція. Тому кореляція може стати відправною точкою в

дослідженні поведінки криптовалюти, але також важливо володіти серйозними аналітичними здібностями та додатково враховувати велику кількість факторів, щоб робити припущення.

По третє, потрібно глибше аналізувати взаємозв'язки за допомогою таких методів, як, наприклад, регресійне моделювання. Такий аналіз дозволяє встановити зв'язки між різними факторами та їхнім впливом на криптовалюту в різний момент часу. Однак, стовідсотково покладатися на цей метод теж не варто, оскільки результати є дуже чутливими до вхідних даних, їх специфікації та розміру вибірки. Тому потрібно використовувати регресійне моделювання як лише один з методів дослідження в управлінні портфелем криптовалют.

По четверте, потрібно аналізувати графіки, тенденції та поведінку інших інвесторів, що може дуже допомогти у визначенні оптимального часу для купівлі та продажу активів. Як ми декілька разів бачили на прикладі BTC, що стрімке зростання ціни може супроводжуватися ще більш стрімким падінням.

Враховуючи, що така ситуація спостерігалася не тільки на криптовалютному ринку, а й на ринку житла 2007-2008-их років, на фондовому ринку тощо, то інвесторам слід бути обережними, вкладаючи кошти в актив, який росте в ціні з величезною швидкістю. Хоча, якщо таке вкладення відбулося, знову ж таки потрібно враховувати диверсифікацію, щоб мінімізувати ризики.

По п'яте, не нехтувати можливостями та інструментами, які з'являються та все більше розвиваються з кожним роком завдяки штучному інтелекту (див. Додаток II). Зокрема вже можна використовувати алгоритми машинного навчання для прогнозування руху цін, оптимізації та автоматизації торгівлі, зменшенню ймовірності шахрайств, збільшенню безпеки та мінімізації ризику. Важливою перевагою штучного інтелекту є те, що він має величезний потенціал у питанні визначення та запобігання шкідливої дії поведінкових упереджень. Він може допомогти збирати та аналізувати дані про схильності інвесторів, визначати поведінкові патерни та давати об'єктивну оцінку, базуючись на цій інформації. Звісно, поки ШІ знаходиться на етапі бурхливого розвитку, не потрібно

покладатися лише на нього. Однак важливо залишатися в курсі останніх новин на цю тему, тестувати нові технології, пропоновані ШІ, використовувати всі можливості, щоб покращити інвестиційні стратегії та досліджувати поведінкові тенденції на ринках. Тому, рекомендується керувати портфелем інвестицій криптовалют, як і з використанням новітніх розробок, так і з залученням власного досвіду та інтуїції.

ВИСНОВКИ

У першому розділі дипломної роботи були наведені та проаналізовані теоретичні аспекти поняття інвестиційного портфеля, його роль, основні вхідні параметри, такі як дохідність та ризикованість, методи їхнього обрахунку та їхнє значення для інвестора. Були розглянуті основні принципи сучасної портфельної теорії Гаррі Марковіца для побудови оптимального інвестиційного портфеля. Також ми розкрили модель Блека-Літтермана, як доповнення Марковіцу, дослідили схожість та відмінність між двома теоріями, та оглянули класичні припущення. Була проаналізована сутність поведінкових упереджень, їхні види, а також наведена класифікація інвесторів, за їхньою схильністю до ризику. Основний акцент був зроблений саме на роздрібних інвесторах та їхніх специфічних поведінкових упередженнях, що створило базу для ґрунтовного дослідження в наступних частинах.

У другому розділі дипломної роботи був проведений інтегрований огляд літератури на досліджувану тему, завдяки чому було виявлено не розкриті аспекти в контексті поведінкових упереджень при інвестуванні в криптовалюту. Була визначена роль криптовалюти в інвестуванні та управлінні портфелем інвестицій, її переваги та недоліки порівняно з іншими традиційними активами. Також була надана класифікація історичних даних для обчислення залежної змінної, обґрунтування причини їхнього вибору та аналіз вхідних параметрів для застосування портфельної теорії Марковіца, а також Блека-Літтермана. Врахувавши ринкову капіталізацію, ми змогли обчислити відсоткові відхилення актуальної ваги BTC в портфелі від оптимальної, що і стало нашою залежною змінною для регресійного моделювання.

До того ж, був проведений аналіз методів дослідження поведінкових упереджень та інших факторів, які впливають на інвестиційні рішення щодо криптовалюти. Оцінивши кореляції між ціною BTC та іншими незалежними

змінними, а саме співвідношенням біткоїнів між роздрібними та інституційними адресами, що виступило за поведінкове упередження, ціною індексу Standard & Poor's 500, золота, контрактів на нафту та інфляцією, та проаналізувавши теоретичні аспекти взаємозв'язків між показниками, ми отримали підстави для створення гіпотез, які підтвердили далі.

У третьому розділі було виведене та оптимізоване регресійне рівняння, яке допомогло дослідити вплив незалежних змінних на відхилення актуальних ваг біткоїна в портфелі від оптимальних, а також здійснити прогноз залежної змінної на наступний період. До того ж, були проведені всі необхідні тести та справджені класичні припущення, які підтвердили те, що наша модель є адекватною та якісною.

Результатом регресійного моделювання стало те, що збільшення ціни на індекс S&P 500 та золото мають прямий зв'язок з залежною змінною, а тому актуальна частка біткоїна у портфелі, при таких умовах, має знизитись. Протилежний результат було отримано від аналізу збільшення показників інфляції та ціни на нафтові контракти, що мають обернений зв'язок з залежною змінною, а тому актуальна частка криптовалюти в портфелі буде збільшуватися. Щодо поведінкового упередження, то регресійне моделювання підтвердило наше початкове припущення про те, що збільшення кількості роздрібних інвесторів, які купують біткоїн, може спричинити стрімке зростання ціни на біткоїн, що несе великі ризики. При тому, що оптимальна вага біткоїна мала б зменшитися, його актуальна вага в портфелі буде суттєво рости через поведінкові упередження, зокрема стадний інстинкт, рітейл-інвесторів.

Окремо були надані практичні рекомендації для роздрібних інвесторів стосовно менеджменту інвестиційного портфеля з урахуванням наявності безлічі поведінкових упереджень.

Практичне значення отриманих результатів полягає в тому, що дане дослідження може бути використане для створення практичних рекомендацій для роздрібних інвесторів, що вкладають свої кошти у криптовалюту. Також було

показано, що такі показники, як ціни на золото, нафту та S&P500, є доречними у використанні для розрахунку оптимальної частки криптовалюти в портфелі та її коригування, а також для прогнозу оптимальної ваги біткоїна в інвестиційному портфелі. Загалом дослідження може допомогти інвесторам в тому, щоб приймати більш обґрунтовані та ефективні рішення, помічати патерни поведінкових упереджень або використовувати технології штучного інтелекту для їх виявлення та мінімізації.

Отже, поведінкові упередження роздрібних інвесторів справді впливають на управління портфелем криптовалют, а тому й на результати портфельних інвестицій. Використання сучасних теорій Гаррі Марковіца та Блека-Літтермана, диверсифікація, дослідження тенденцій на ринку, взаємозв'язків з іншими активами, глибинний аналіз криптовалюти, а також використання можливостей штучного інтелекту – все це збільшує ефективність інвестування та сприяє зменшенню ризику через необдумані вкладення, спричинені поведінковими упередженнями роздрібних інвесторів .

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Пересада А.А., Шевченко О. Г., Коваленко Ю. М., Урванцева С. В. Портфельне інвестування. Київ: КНЕУ, 2004. 408 с.
2. O'Connell B. What Is A Portfolio?. Forbes Advisor. URL: <https://www.forbes.com/advisor/investing/portfolio/> (дата звернення: 24.01.2023).
3. Chen J. Portfolio Investment: Definition and Asset Classes. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/p/portfolio-investment.asp> (дата звернення: 24.01.2023).
4. Шелудько В.М. Фінансовий ринок: 3-тє вид.. Київ, 2015. 263 с. URL: <https://westudents.com.ua/glavy/103270-138-teorya-portfelya.html>.
5. Замковий О.І. Портфельні теорії інвестування. Дніпро: НТУ «Дніпровська політехніка», 2020. 70 с.
6. Ross S. A. Corporate finance. 9th ed. New York : McGraw-Hill/Irwin, 2010. 1003 p.
7. How to Diversify Your Crypto Portfolio and Limit Risk. Trality Blog. URL: <https://www.trality.com/blog/diversify-your-crypto-portfolio> (дата звернення: 24.01.2023).
8. Zakamouline V. Portfolio performance evaluation with loss aversion. Quantitative Finance. 2011. Vol. 14, no. 4. P. 699–710. URL: <https://doi.org/10.1080/14697688.2011.620978> (дата звернення: 24.01.2023).
9. Maharani A., Saputra F. Relationship of Investment Motivation, Investment Knowledge and Minimum Capital to Investment Interest. JLPN. 2021. Vol. 2, No. 1. P.23-32. URL: <https://dinastires.org/JLPN/article/view/84/78>.
10. Богдан Н.М., Васильєв О.В. Інвестування. Харків: ХНАМГ, 2010. 96 с.
11. Мочерний С. В. Економічна теорія: Посібник. Київ : Акад., 2003. 656 с.

12. Megginson W. L., Netter J. M. From State to Market: A Survey of Empirical Studies on Privatization. *Journal of Economic Literature*. 2001. Vol. 39, no. 2. P. 321–389. URL: <https://doi.org/10.1257/jel.39.2.321> (дата звернення: 25.01.2023).
13. Fabozzi F. J., Gupta F., Markowitz H. M. The Legacy of Modern Portfolio Theory. *The Journal of Investing*. 2002. Vol. 11, no. 3. P. 7–22. URL: <https://doi.org/10.3905/joi.2002.319510> (дата звернення: 25.01.2023).
14. Mangram M.E. A Simplified Perspective of the Markowitz Portfolio Theory. *Global Journal of Business Research*. 2013. Vol. 7, no. 1, P. 59-70.
15. Jordan B. *Fundamentals of Investments*. McGraw Hill Higher Education, 2009.
16. Терещенко О.О. Фінансова діяльність суб'єктів господарювання. Київ: КНЕУ, 2013. 554 с.
17. Застосування теорії інвестицій Г. Марковіца в процесі управління інвестиційною безпекою як складовою фінансово-економічної безпеки підприємства [Електронний ресурс]. URL: <https://www.hneu.edu.ua/wp-content/uploads/2020/03/Garri-Markovits.pdf>.
18. Semko R. Machine learning for robo-advisors: testing for neurons specialization. *Investment Management and Financial Innovations*, 16(4). 2019. 205-214. URL: [http://dx.doi.org/10.21511/imfi.16\(4\).2019.18](http://dx.doi.org/10.21511/imfi.16(4).2019.18)
19. Рогач О.І., Філіпенка А.С., Шемет Т.С. Міжнародні фінанси. Київ.: Либідь, 2003. URL: https://pidru4niki.com/finans/zarodzhennya_teoriyi_portfelного_investuvannya.
20. Ganti A. Efficient Frontier: What It Is and How Investors Use It. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/e/efficientfrontier.asp> (дата звернення: 11.05.2023).
21. Ganti A. Understanding Capital Market Line (CML) and How to Calculate It. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/cml.asp> (дата звернення: 11.05.2023).

22. Walters J. The Black-Litterman Model in Detail. SSRN Electronic Journal. 2011.
URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.1314585> (дата звернення: 26.01.2023).
23. Kenton W. Black-Litterman Model Definition, Basics, Example. Investopedia.
URL: https://www.investopedia.com/terms/b/black-litterman_model.asp (дата звернення: 26.01.2023).
24. Black Litterman Model. WallStreetMojo. URL:
<https://www.wallstreetmojo.com/black-litterman-model/> (дата звернення: 30.01.2023).
25. Idzorek T. A Step-By-Step Guide to the Black-Litterman Model Incorporating User-specified Confidence Levels. SSRN Electronic Journal. 2019. URL:
<https://doi.org/10.2139/ssrn.3479867> (дата звернення: 01.02.2023).
26. Reamer, Norton and Jesse Downing, Investment: A History. New York: Columbia University Press, 2016. 436 Pp.
27. Behavioural Finance - The Psychology of Investing Money. Crypto.com: The best place to buy Bitcoin, Ethereum, and 250+ altcoins. URL:
<https://crypto.com/university/behavioural-finance-market-psychology> (дата звернення: 06.02.2023).
28. What are the Three Categories of Risk Attitudes in Finance?. TutorialsPoint. URL: <https://www.tutorialspoint.com/what-are-the-three-categories-of-risk-attitudes-in-finance> (дата звернення: 07.02.2023).
29. Lewis R. 5 common behavioral biases and how they lead investors to make bad decisions. Business Insider. URL: <https://www.businessinsider.com/personal-finance/behavioral-biases> (дата звернення: 07.02.2023).
30. The Behavioral Biases of Individuals. CFA Institute. URL:
<https://www.cfainstitute.org/en/membership/professional-development/refresher-readings/behavioral-biases-individuals> (дата звернення: 08.02.2023).
31. Suárez P. B. Behavioral Biases of Retail Investors: Quantitative Behavioral Finance Analysis and Application. Facultad de Ciencias Economicas y Empresariales, Madrid, 2021.

32. Visnyk of the National Bank of Ukraine. URL:
<https://journal.bank.gov.ua/uploads/articles/239-2.pdf> (дата звернення: 11.05.2023).
33. Хажиев Б., Тургун Д. Вплив поведінкових упереджень на ефективність іноземних інвестицій. Міжнародна економічна політика, 2022. №1 (36).
34. Arciola R. M. The Foundations of Behavioral Finance: A Case Study of Robinhood Users and the Impact of Biases in Financial Markets. Bard College, 2022.
35. Fama E.F. The Behavior of Stock-Market Prices. The Journal of Business. 1965. №1. pp. 34-105. URL: <https://www.jstor.org/stable/2350752> (дата звернення: 11.05.2023).
36. Andersen L.C. Burger A.E. Asset Management and Commercial Bank Portfolio Behavior: Theory and Practice. The Journal of Finance. 1969. Vol.24 №2. pp. 207-222. URL: <https://www.jstor.org/stable/2325290> (дата звернення: 11.05.2023).
37. Lewellen W.G. Lease R.C. Schlarbaum G.G. Patterns of Investment Strategy and Behavior Among Individual Investors. The Journal of Business. 1977. Vol.50, №3. pp.296-333. URL: <https://www.jstor.org/stable/2352539> (дата звернення: 11.05.2023).
38. Kahneman D., Tversky A. Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. Econometrica. 1979. Vol.47, №2. pp. 263-292. URL:
<https://www.jstor.org/stable/1914185> (дата звернення: 11.05.2023).
39. De Bondt W. F. M., Thaler R. Does the Stock Market Overreact? The Journal of Finance. 1985. Vol.40, №3. pp. 793-805. URL:
<https://www.jstor.org/stable/2327804> (дата звернення: 11.05.2023).
40. De Bondt W. F. M., Thaler R. Further Evidence on Investor Overreaction and Stock Market Seasonality. The Journal of Finance. 1987. Vol.42, №3. pp. 557-581. URL: <https://www.jstor.org/stable/2328371> (дата звернення: 11.05.2023).

41. Bikhchandani S., Sharma S. Herd Behavior in Financial Markets. IMF Staff Papers. Vol. 47, No. 3. International Monetary Fund, 2001. URL: <https://link.springer.com/article/10.2307/3867650> (дата звернення: 11.05.2023).
42. Baker H.K., Nofsinger J.R. Psychological Biases of Investors. Financial Services Review 11. 2002. pp. 97-116. URL: <https://cutt.ly/f6zWWI0> (дата звернення: 11.05.2023).
43. Feng L., Seasholes M.S. Do Investor Sophistication and Trading Experience Eliminate Behavioral Biases in Financial Markets? Review of Finance, Vol. 9, Issue 3, 2005. pp. 305–351. URL: <https://doi.org/10.1007/s10679-005-2262-0> (дата звернення: 11.05.2023).
44. Bartos J. Does Bitcoin Follow the Hypothesis of Efficient Market? International Journal of Economic Sciences. Vol. 4, №2, 2015. pp. 10-23. URL: <https://www.eurrec.org/ijoes-article-189> (дата звернення: 11.05.2023).
45. Lamon C., Nielsen E., Redondo E. Cryptocurrency Price Prediction Using News and Social Media Sentiment. URL: <https://cs229.stanford.edu/proj2017/final-reports/5237280.pdf> (дата звернення: 11.05.2023).
46. Poyser O. Herding Behavior in Cryptocurrency Market. Department of Applied Economics. 2018. URL: https://www.researchgate.net/publication/324993841_Herding_behavior_in_crypto_currency_market (дата звернення: 11.05.2023).
47. Yang H. Behavioral Anomalies in Cryptocurrency Markets. University of Zurich – Department of Banking and Finance. 2018. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3174421 (дата звернення: 11.05.2023).
48. Yaser B. Cryptocurrency Market: Behavioral Finance Perspective. The Journal of Asian Finance, Economics and Business. Vol.7, №12, 2020. URL: <https://doi.org/10.13106/jafeb.2020.vol7.no12.159> (дата звернення: 11.05.2023).
49. Banerji J., Kundu. K., Alam P.A. An Empirical Investigation into the Influence of Behavioral Biases on Investment Behavior. SCMS Journal of Indian

Management. 2020. URL:

https://www.researchgate.net/publication/341342902_An_Empirical_Investigation_into_the_influence_of_Behavioral_Biases_on_Investment_Behavior (дата звернення: 11.05.2023).

50. Huang Z., Tanaka F. Behavioral Biases of Cryptocurrency Investors. University of Tsukuba, Ibaraki, Japan. 2022. URL: <https://cutt.ly/86zOx8D> (дата звернення: 11.05.2023).

51. Sum W., Dedahanov A.T., Shin H.Y., Li W.P. Factors affecting institutional investors to add crypto-currency to asset portfolios. North American Journal of Economics and Finance, Vol 58. 2021. URL: <https://doi.org/10.1016/j.najef.2021.101499> (дата звернення: 11.05.2023).

52. Coinbase. (2023). What is cryptocurrency? Coinbase. URL: <https://www.coinbase.com/learn/crypto-basics/what-is-cryptocurrency> (дата звернення: 03.03.2023).

53. Frankenfield J. Cryptocurrency Explained With Pros and Cons for Investment. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/c/cryptocurrency.asp> (дата звернення: 02.03.2023).

54. What is Cryptocurrency? [Everything You Need To Know!]. Blockgeeks. URL: <https://blockgeeks.com/guides/what-is-cryptocurrency/> (дата звернення: 02.03.2023).

55. Finance Yahoo. URL: <https://finance.yahoo.com/>.

56. CoinMarketCap. URL: <https://coinmarketcap.com/>.

57. Madaan G., Singh S. (2019). An Analysis of Behavioral Biases in Investment Decision-Making. ResearchGate. URL: https://www.researchgate.net/publication/334053211_An_Analysis_of_Behavioral_Biases_in_Investment_Decision-Making (дата звернення: 07.03.2023).

58. MacroMicro. Bitcoin Ratio of Retail to Institutional Addresses. URL: <https://en.macromicro.me/collections/3785/crypto/29402/bitcoin-addresses-with-balance-more-than-or-equal-to-0-1>.

59. Dyhrberg A. H. Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. Elsevier. 2016. 85-92 pp.
60. Zheng-Zheng Li, Chi-Wei Su, Meng Nan Zhu (2021). How Does Uncertainty Affect Volatility Correlation between Financial Assets? Evidence from Bitcoin, Stock and Gold. Taylor&Francis Online. URL: <https://doi.org/10.1080/1540496X.2021.2009339> (дата звернення: 07.03.2023).
61. Analytics Insight. What is the Relationship Between Bitcoin and Inflation? 2023. URL: <https://www.analyticsinsight.net/what-is-the-relationship-between-bitcoin-and-inflation/> (дата звернення: 08.03.2023).
62. U.S. Bureau of Labor Statistics. URL: <https://www.bls.gov/>.
63. Kumah, S., & Mensah, E. (2022). Do cryptocurrencies and crude oil influence each other? Evidence from wavelet-based quantile-in-quantile approach. Taylor&Francis Online. URL: <https://doi.org/10.1080/23322039.2022.2082027>.
64. CFI Team. Heteroskedasticity. 2022. URL: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/data-science/heteroskedasticity/>.
65. Precedence Research. URL: <https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligence-market>.

Додаток А

Код, написаний в R studio, для розрахунку оптимальних ваг криптовалют в інвестиційному портфелі згідно з теорією Марковіца

```
library(data.table)
library(quadprog)

start_date = as.Date('01/01/2019', format = '%m/%d/%Y')
folder = 'C:\\Users\\ASUS\\Desktop\\for studying\\Диплом\\Оптимізація'
##annual required return
required_return = 0.5
freq = 365
setwd(folder)

quotes = data.table(read.csv('data.csv'))

quotes$Date = as.Date(quotes$Date, format = '%m/%d/%Y')
quotes = setkeyv(quotes, 'Date')

return_columns = names(quotes)[-1]

return_meine_data_all = subset(quotes, select = return_columns)
return_meine_data_all = log(tail(return_meine_data_all, -freq) / head(return_meine_data_all, -freq)) * freq
return_meine_data_all = rbind(do.call("rbind", replicate(freq, return_meine_data_all[0L][NA], simplify = FALSE)), return_meine_data_all)
names(return_meine_data_all) = paste0("R_", return_columns)

quotes = cbind(quotes, return_meine_data_all)
quotes = tail(quotes, -freq)

dates = quotes$Date[quotes$Date >= start_date]

optimal_portfolio_all = data.table()

#date_i = dates[809]

for (date_i in dates) {

  print(as.Date(date_i, origin='1970-01-01'))

  date_from = seq(as.Date(date_i, origin='1970-01-01'), length=2, by="-1 years")[2]
  quotes_i = subset(quotes[(quotes$Date <= date_i) & (quotes$Date > date_from)], select = paste0("R_", return_columns))

  #calculate average historical returns
  ret = colMeans(quotes_i) #* freq
  #print(ret)
  #calculate variance-covariance matrix
  VC = cov(quotes_i)

  #I need two below constraints for my optimization with required return
  #I need it since required return cannot be larger than maximum available return
  #And cannot be smaller than smallest in portfolio

  mu = min(required_return, max(ret))
  mu = max(mu, min(ret))

  ##Start optimization

  k = length(return_columns)

  Dmat = VC
  dvec = rep.int(0, k)

  a1 = rep.int(1, k)
  a2 = t(ret)

  a3 = matrix(0, k, k)
  diag(a3) = 1
  b3 = rep.int(-0.000000000010, k)

  Amat = t(rbind(a1, a2, a3))
  b0 = c(1, mu, b3)

  res = quadprog::solve.QP(Dmat, dvec, Amat, bvec = b0, meq = 2)

  optimal_portfolio = data.table(t(round(res$solution * 100, 2) / sum(round(res$solution * 100, 2)) * 100))
  names(optimal_portfolio) = as.character(return_columns)

  risk_return = data.table(t(c(as.matrix(optimal_portfolio) %*% ret, 100*sqrt(as.matrix(optimal_portfolio) %*% VC %*%
  t(as.matrix(optimal_portfolio))) / 10000)))
  names(risk_return) = c('return', 'risk')

  optimal_portfolio = cbind(optimal_portfolio, risk_return)

  #print(optimal_portfolio)
  optimal_portfolio$Date = as.Date(date_i, origin='1970-01-01')
  optimal_portfolio_all = rbind(optimal_portfolio_all, optimal_portfolio)
  #print(optimal_portfolio_all)

  #break
}

print(optimal_portfolio_all)

write.csv(optimal_portfolio_all, 'optimal_portfolio_all.csv')
```

Джерело: обчислено авторами на основі даних [55].

Додаток Б

Інвестиційні портфелі, зроблені за оптимізаційною задачею Марковіца

	BTC	ETH	LTC	DOGE	XPR	BNB	TRX	ADA	XMR	return	risk	Date	
1	25,09		0	0	0	0	74,91	0	0	0	51,000895	321,35166	2019-01-28
2	18,27		0	0	0	0	81,73	0	0	0	50,318922	297,32091	2019-02-28
3	21,06		0	0	0	0	78,94	0	0	0	50,621425	264,91165	2019-03-28
4	25,13		0	0	0	0	74,87	0	0	0	51,846063	237,7809	2019-04-28
5	30,5		0	0	0	0	69,5	0	0	0	51,68026	221,9895	2019-05-28
6	38,43		0	0	0	0	61,57	0	0	0	49,576593	216,35028	2019-06-28
7	44,31		0	0	0	0	53,08	2,61	0	0	50,25049	216,63863	2019-07-28
8	45,25		0	0	0	0	44,2	10,55	0	0	51,221949	216,67727	2019-08-28
9	40,25		0	0	8,94	0	39,87	10,94	0	0	48,931713	211,4831	2019-09-28
10	36,62		0	0	15,33	0	38,81	9,24	0	0	49,421632	203,54018	2019-10-28
11	2,32		0	0	15,29	0	49,16	33,23	0	0	50,315814	172,36535	2019-11-28
12	89,02		0	0	0	0	10,98	0	0	0	49,112597	227,76484	2019-12-28
13	100		0	0	0	0	0	0	0	0	4064,8266	206,90128	2020-01-28
14	100		0	0	0	0	0	0	0	0	9984,0318	186,26605	2020-02-28
15	100		0	0	0	0	0	0	0	0	13887,973	146,51388	2020-03-28
16	31,66		0	0	0,31	54,43	13,6	0	0	0	48,962571	87,781919	2020-04-28
17	44,554455		0	0	0	37,683768	0	17,761776	0	0	50,47474	71,932092	2020-05-28
18	43,27	7,69		0	4,24	29,01	0	15,79	0	0	48,565826	81,755117	2020-06-28
19	44,58	4,57		0	9,37	19,28	0	14,53	7,67	0	51,261599	86,734698	2020-07-28
20	46,59534	0		0	15,738426	23,247675	0	12,688731	1,729827	0	48,770756	86,951032	2020-08-28
21	41,69	0		0	27,56	27,21	0	3,54	0	0	50,121754	85,659925	2020-09-28
22	18,89	0		0	66,93	14,18	0	0	0	0	50,310349	76,248816	2020-10-28
23	3,01	0		0	92,8	4,19	0	0	0	0	49,455388	80,354986	2020-11-28
24	31,03	0	68,97		0	0	0	0	0	0	50,596211	186,74431	2020-12-28
25	3,42	0	0	44,98		51,6	0	0	0	0	50,445644	154,35379	2021-01-28
26	17,81	0	0	0	82,19		0	0	0	0	49,492167	183,54514	2021-02-28
27	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	23206,616	251,55715	2021-03-28
28	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28717,887	289,0188	2021-04-28
29	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32849,671	294,77547	2021-05-28
30	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36853,144	280,25153	2021-06-28
31	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	41080,338	251,35032	2021-07-28
32	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45008,549	223,60104	2021-08-28
33	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	49257,42	184,0706	2021-09-28
34	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52995,856	147,13754	2021-10-28
35	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	55103,448	117,82105	2021-11-28
36	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	54542,376	127,19556	2021-12-28
37	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	50770,275	183,52237	2022-01-28
38	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45715,271	236,69734	2022-02-28
39	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39115,083	260,60966	2022-03-28
40	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	31647,561	268,15445	2022-04-28
41	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25555,102	280,75668	2022-05-28
42	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20318,718	291,22563	2022-06-28
43	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15082,936	296,45073	2022-07-28
44	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8759,2361	296,02315	2022-08-28
45	100	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1609,073	281,06138	2022-09-28
46	46,9	0	0	0	0	0	0	53,1	0	0	49,80518	231,76232	2022-10-28
47	46,21	0	0	0	0	0	0	53,79	0	0	49,417401	315,33704	2022-11-28
48	6,15	0	0	0	0	0	0	93,85	0	0	50,488626	319,70361	2022-12-28

Джерело: обчислено авторами на основі даних [55].

Додаток В

Ринкова капіталізація обраних криптовалют

Date	Market Capitalization								
	BTC	ETH	LTC	DOGE	XPR	BNB	TRX	ADA	XMR
2019-01-28	60756570314,00	11150461958,00	1878928921	229396886	1,2138E+10	801686639	1792414630	1005243462	730286575
2019-02-28	67704774107	14365118213	2805515464	234089209	1,3033E+10	1463309043	1591516789	1118064552	826452334
2019-03-28	71678998915	14698609599	3737005102	246454838	1,2898E+10	2372500772	1559182527	1706724371	909978168
2019-04-28	93391244395	16650076837	4291106337	301935051	1,2493E+10	3232825508	1573168402	1778363782	1037458846
2019-05-28	1,5459E+11	28878512607	7123212215	376838964	1,8807E+10	4709747864	2313504747	2406421935	1633885379
2019-06-28	2,20681E+11	33202586960	7501601230	419171360	1,8189E+10	4877576207	2263415378	2315164002	1734903691
2019-07-28	1,70462E+11	22616386468	5643415873	344666083	1,3376E+10	4329390810	1489106819	1541995847	1361217352
2019-08-28	1,74627E+11	18695530287	4256892976	305281911	1,1053E+10	3686666048	1066932138	1188098008	1243199619
2019-09-28	1,48123E+11	18842313324	3527794899	271215845	1,045E+10	2465477590	912545253	1006662551	999114430
2019-10-28	1,66777E+11	19788729316	3694652651	322352881	1,2802E+10	3073144009	1345929676	1098341833	1029070853
2019-11-28	1,34879E+11	16496129470	2998875250	282749816	972383882	2439314462	1058777506	1016079672	936339074
2019-12-28	1,32659E+11	13995233088	2805515464	253200406	8370284759	2131695468	901199434	871982592	791427855
2020-01-28	1,70206E+11	19307396128	3880511637	301513933	1,0418E+10	2817568636	1241244747	1370415129	1179711128
2020-02-28	1,58212E+11	24919509265	3835945103	282688554	1,0345E+10	2932619604	1137338039	1260479442	1190041267
2020-03-28	1,14184E+11	14446379743	2502911913	220300504	7717955718	1896476688	760296995	771875681	824882908
2020-04-28	1,43266E+11	21966890357	2974099483	290826200	9505616088	2557690119	1026540586	1223633868	1096299495
2020-05-28	1,75161E+11	24428738047	2901856312	314819322	8848806628	2653353544	1008946252	1673830268	1178953049
2020-06-28	1,68402E+11	25135786986	2687972549	291109078	7864270564	2398389948	1054594838	2084324972	1115194094
2020-07-28	2,0129E+11	35450097600	3619587263	401583092	1,0328E+10	2913192575	1370289569	3852716910	1434817981
2020-08-28	2,13232E+11	44485705032	3747428403	411895611	1,2241E+10	3340674193	1718466141	2837784381	1668301148
2020-09-28	1,98154E+11	40057637361	2973353460	335353894	1,0917E+10	3896032265	1885290202	3132013926	1684844721
2020-10-28	2,459E+11	43994384280	3665696641	329216495	1,1129E+10	4384689479	1924208858	3079412144	2241666918
2020-11-28	3,28783E+11	61152393529	4795595984	433416826	2,8371E+10	4208572006	2180939690	5127054700	2168139715
2020-12-28	5,03339E+11	83282601745	3835945103	586399767	1,1258E+10	5176189132	2116278416	5498652274	2963183126
2021-01-28	6,2291E+11	1,52494E+11	8859696434	4367344237	1,1992E+10	6572141169	2124553838	10768923912	2424360850
2021-02-28	8,41429E+11	1,6265E+11	1097865641	6177710994	1,8841E+10	32386116331	3271072800	40696967235	3891382923
2021-03-28	1,04445E+12	1,94913E+11	12351098573	6924335588	2,5007E+10	41598879256	4554898078	38054391213	4181967798
2021-04-28	1,02489E+12	3,17646E+11	17255844325	41876610359	6,1686E+10	86326344910	8791511069	42672268919	7418188194
2021-05-28	6,68284E+11	2,80864E+11	11836582264	40391360016	4,1536E+10	50614430478	5165704220	48305428071	4709674586
2021-06-28	6,45443E+11	2,42239E+11	9169836136	33446496885	2,977E+10	44424058538	4674424969	42320964648	3811679248
2021-07-28	7,50707E+11	2,68421E+11	9334430992	26829420693	3,3597E+10	52698963344	4336613706	41156576293	4217414257
2021-08-28	9,19373E+11	3,80556E+11	11712018985	37431722049	5,3282E+10	81747712352	6327225332	91533563952	5398780342
2021-09-28	7,7264E+11	3,30459E+11	9385225435	25874539190	4,178E+10	55995113612	5958106907	65330142193	4133165754
2021-10-28	1,14317E+12	5,06402E+11	13080499930	39625626101	4,9781E+10	82068758214	6834126374	66122316372	4819113074
2021-11-28	1,08118E+12	5,09017E+11	13770000646	27449446664	4,5685E+10	1,01977E+11	6815018616	53063159816	4311879479
2021-12-28	9,00076E+11	4,52043E+11	10108832346	23100234624	4,0546E+10	89226607256	7869703326	47938891423	3769725674
2022-01-28	7,15732E+11	3,04E+11	7607426185	18793645245	2,9239E+10	63749004175	5863146950	35265091282	2692899746
2022-02-28	8,19415E+11	3,49639E+11	7913795842	17665969469	3,7498E+10	65322240557	6282405384	32309122794	3078042868
2022-03-28	8,95273E+11	4,009E+11	8948776146	18926447924	4,1544E+10	71064748023	7025243533	39465734602	3888118469
2022-04-28	7,56698E+11	3,541E+11	7250308769	18224002850	3,0997E+10	66407717794	6478413481	28485470786	4111392867
2022-05-28	5,52958E+11	2,16813E+11	4439019524	10857677366	1,8676E+10	50259172863	7634419480	15718441823	3184726394
2022-06-28	3,86949E+11	1,38879E+11	3728756112	8750529447	1,6308E+10	37052010145	6108115560	15937844504	2131690707
2022-07-28	4,55566E+11	2,1005E+11	4494558046	9168635568	1,805E+10	44737841992	6447353735	17419281356	2947982450
2022-08-28	3,75367E+11	1,74741E+11	3808902983	8197164608	1,6005E+10	44569560737	5679257771	14515263480	2660072123
2022-09-28	3,7228E+11	1,63925E+11	3799338454	8042838684	2,2489E+10	45461808208	5503288520	14972857894	2677905860
2022-10-28	3,95267E+11	1,9035E+11	3932161660	11130694833	2,374E+10	47676042557	5864808428	13881881539	2670870919
2022-11-28	3,11686E+11	1,43188E+11	5315439846	12619870242	1,9633E+10	46955899032	4886724888	10560890351	2457193966
2022-12-28	3,18567E+11	1,45623E+11	4771857106	9337540717	1,7949E+10	39054223214	4980109499	8571407498	2674453848

Джерело: [55].

Додаток Г

Відсоткове відношення ринкової капіталізації окремих криптовалют до загальної ринкової капіталізації

Date	Actual Weights								
	BTC	ETH	LTC	DOGE	XPR	BNB	TRX	ADA	XMR
2019-01-28	67,15%	12,32%	2,08%	0,25%	13,41%	0,89%	1,98%	1,11%	0,81%
2019-02-28	65,64%	13,93%	2,72%	0,23%	12,64%	1,42%	1,54%	1,08%	0,80%
2019-03-28	65,28%	13,39%	3,40%	0,22%	11,75%	2,16%	1,42%	1,55%	0,83%
2019-04-28	69,31%	12,36%	3,18%	0,22%	9,27%	2,40%	1,17%	1,32%	0,77%
2019-05-28	70,00%	13,08%	3,23%	0,17%	8,52%	2,13%	1,05%	1,09%	0,74%
2019-06-28	75,79%	11,40%	2,58%	0,14%	6,25%	1,68%	0,78%	0,80%	0,60%
2019-07-28	77,07%	10,23%	2,55%	0,16%	6,05%	1,96%	0,67%	0,70%	0,62%
2019-08-28	80,80%	8,65%	1,97%	0,14%	5,11%	1,71%	0,49%	0,55%	0,58%
2019-09-28	79,38%	10,10%	1,89%	0,15%	5,60%	1,32%	0,49%	0,54%	0,54%
2019-10-28	79,44%	9,43%	1,76%	0,15%	6,10%	1,46%	0,64%	0,52%	0,49%
2019-11-28	79,42%	9,71%	1,77%	0,17%	5,73%	1,44%	0,62%	0,60%	0,55%
2019-12-28	81,50%	8,60%	1,72%	0,16%	5,14%	1,31%	0,55%	0,54%	0,49%
2020-01-28	80,77%	9,16%	1,84%	0,14%	4,94%	1,34%	0,59%	0,65%	0,56%
2020-02-28	77,51%	12,21%	1,88%	0,14%	5,07%	1,44%	0,56%	0,62%	0,58%
2020-03-28	79,67%	10,08%	1,75%	0,15%	5,38%	1,32%	0,53%	0,54%	0,58%
2020-04-28	77,90%	11,94%	1,62%	0,16%	5,17%	1,39%	0,56%	0,67%	0,60%
2020-05-28	80,29%	11,20%	1,33%	0,14%	4,06%	1,22%	0,46%	0,77%	0,54%
2020-06-28	79,80%	11,91%	1,27%	0,14%	3,73%	1,14%	0,50%	0,99%	0,53%
2020-07-28	77,22%	13,60%	1,39%	0,15%	3,96%	1,12%	0,53%	1,48%	0,55%
2020-08-28	75,17%	15,68%	1,32%	0,15%	4,31%	1,18%	0,61%	1,00%	0,59%
2020-09-28	75,33%	15,23%	1,13%	0,13%	4,15%	1,48%	0,72%	1,19%	0,64%
2020-10-28	77,66%	13,89%	1,16%	0,10%	3,51%	1,38%	0,61%	0,97%	0,71%
2020-11-28	75,20%	13,99%	1,10%	0,10%	6,49%	0,96%	0,50%	1,17%	0,50%
2020-12-28	81,44%	13,47%	0,62%	0,09%	1,82%	0,84%	0,34%	0,89%	0,48%
2021-01-28	75,73%	18,54%	1,08%	0,53%	1,46%	0,80%	0,26%	1,31%	0,29%
2021-02-28	75,11%	14,52%	0,98%	0,55%	1,68%	2,89%	0,29%	3,63%	0,35%
2021-03-28	76,12%	14,21%	0,90%	0,50%	1,82%	3,03%	0,33%	2,77%	0,30%
2021-04-28	63,71%	19,75%	1,07%	2,60%	3,83%	5,37%	0,55%	2,65%	0,46%
2021-05-28	58,03%	24,39%	1,03%	3,51%	3,61%	4,39%	0,45%	4,19%	0,41%
2021-06-28	61,16%	22,95%	0,87%	3,17%	2,82%	4,21%	0,44%	4,01%	0,36%
2021-07-28	63,02%	22,53%	0,78%	2,25%	2,82%	4,42%	0,36%	3,45%	0,35%
2021-08-28	57,92%	23,97%	0,74%	2,36%	3,36%	5,15%	0,40%	5,77%	0,34%
2021-09-28	58,91%	25,20%	0,72%	1,97%	3,19%	4,27%	0,45%	4,98%	0,32%
2021-10-28	59,79%	26,49%	0,68%	2,07%	2,60%	4,29%	0,36%	3,46%	0,25%
2021-11-28	58,66%	27,61%	0,75%	1,49%	2,48%	5,53%	0,37%	2,88%	0,23%
2021-12-28	57,16%	28,71%	0,64%	1,47%	2,57%	5,67%	0,50%	3,04%	0,24%
2022-01-28	60,50%	25,70%	0,64%	1,59%	2,47%	5,39%	0,50%	2,98%	0,23%
2022-02-28	61,19%	26,11%	0,59%	1,32%	2,80%	4,88%	0,47%	2,41%	0,23%
2022-03-28	60,21%	26,96%	0,60%	1,27%	2,79%	4,78%	0,47%	2,65%	0,26%
2022-04-28	59,45%	27,82%	0,57%	1,43%	2,44%	5,22%	0,51%	2,24%	0,32%
2022-05-28	62,80%	24,62%	0,50%	1,23%	2,12%	5,71%	0,87%	1,79%	0,36%
2022-06-28	62,83%	22,55%	0,61%	1,42%	2,65%	6,02%	0,99%	2,59%	0,35%
2022-07-28	59,25%	27,32%	0,58%	1,19%	2,35%	5,82%	0,84%	2,27%	0,38%
2022-08-28	58,15%	27,07%	0,59%	1,27%	2,48%	6,90%	0,88%	2,25%	0,41%
2022-09-28	58,25%	25,65%	0,59%	1,26%	3,52%	7,11%	0,86%	2,34%	0,42%
2022-10-28	56,91%	27,41%	0,57%	1,60%	3,42%	6,86%	0,84%	2,00%	0,38%
2022-11-28	55,93%	25,69%	0,95%	2,26%	3,52%	8,43%	0,88%	1,90%	0,44%
2022-12-28	57,76%	26,40%	0,87%	1,69%	3,25%	7,08%	0,90%	1,55%	0,48%

Джерело: обчислено авторами на основі даних [55], [56].

Додаток Д

Співвідношення Біткоїнів між роздрібними та інституційними адресами за період 5-ти років



Джерело: [58].

Додаток Е

Дані для побудови регресійної моделі

Date	Y(weight_actual_weight_optimal_BTC)	X1(S&P 500)	X2(Inflation)	X3(Gold)	X4(Crude oil)	X5(BTC Retail / Institutional Addresses)
2019-01-28	-0.626343689	2643.85	0	123.290001	51.99	1312.951
2019-02-28	-0.721672743	2784.49	0.002	123.989998	57.22	1290.4649
2019-03-28	-0.677375974	2815.44	0.003	121.900002	59.3	1252.3769
2019-04-28	-0.637411867	2943.03	0.004	120.830002	63.5	1234.9117
2019-05-28	-0.564292932	2802.39	0	120.830002	59.14	1264.5685
2019-06-28	-0.492923023	2941.76	-0.001	133.199997	58.47	1282.6046
2019-07-28	-0.425104003	3020.97	0.002	145.160004	56.87	1318.5377
2019-08-28	-0.439975196	2887.94	0.001	144.119995	55.78	1277.9102
2019-09-28	-0.492949868	2961.79	0.002	141.059998	55.91	1222.5041
2019-10-28	-0.53904509	3039.42	0.003	140.639999	55.81	1248.2675
2019-11-28	-0.970788046	3140.98	0.002	137.860001	58.08	1253.2778
2019-12-28	0.09232192	3240.02	0.003	142.330002	61.72	1258.2382
2020-01-28	0.238046467	3276.24	0.002	147.660004	53.48	1260.1875
2020-02-28	0.290140077	2954.22	0.001	148.380005	44.76	1261.3958
2020-03-28	0.255212283	2541.47	-0.004	152.25	21.51	1308.4761
2020-04-28	-0.593587297	2863.39	-0.008	160.839996	12.34	1350.7293
2020-05-28	-0.445055892	3029.73	-0.001	161.720001	33.71	1357.5905
2020-06-28	-0.45776013	3053.24	0.004	166.630005	39.7	1359.4423
2020-07-28	-0.422712584	3218.44	0.005	183.75	41.04	1366.2785
2020-08-28	-0.380097367	3508.01	0.004	184.389999	42.97	1352.3773
2020-09-28	-0.44659512	3351.6	0.002	176.699997	40.6	1358.2627
2020-10-28	-0.756750988	3271.03	0.001	176.130005	37.39	1367.2629
2020-11-28	-0.959972619	3638.35	0.002	167.789993	45.53	1310.1304
2020-12-28	-0.618978611	3735.36	0.005	175.710007	47.62	1334.0364
2021-01-28	-0.954841053	3787.38	0.002	172.679993	52.34	1220.4087
2021-02-28	-0.762868494	3901.82	0.004	161.529999	60.64	1270.0796
2021-03-28	0.313645101	3971.09	0.005	160.309998	61.56	1372.1423
2021-04-28	0.569498621	4183.18	0.007	166.910004	63.86	1388.5777
2021-05-28	0.723380257	4204.11	0.007	178.380005	66.32	1419.8726
2021-06-28	0.635000698	4290.61	0.008	166.580002	72.91	1410.0713
2021-07-28	0.586902489	4400.64	0.004	169.289993	72.39	1404.3689
2021-08-28	0.726569869	4509.37	0.004	170.190002	68.74	1432.4144
2021-09-28	0.697499314	4352.63	0.004	162.050003	75.29	1430.1795
2021-10-28	0.672459935	4596.42	0.009	168.080002	82.81	1442.0405
2021-11-28	0.704866831	4655.27	0.008	166.619995	69.95	1448.814
2021-12-28	0.74949595	4786.35	0.008	168.639999	75.98	1462.2526
2022-01-28	0.652772862	4431.85	0.006	167.100006	86.82	1476.7941
2022-02-28	0.634243768	4373.94	0.007	178.380005	95.72	1419.9606
2022-03-28	0.660985838	4575.52	0.01	179.059998	105.96	1432.9251
2022-04-28	0.681981902	4287.5	0.004	176.929993	105.36	1456.037
2022-05-28	0.592418914	4158.24	0.009	172.850006	115.07	1526.8575
2022-06-28	0.591538509	3821.55	0.012	169.619995	111.76	1588.1575
2022-07-28	0.687751939	4072.43	0	163.639999	96.42	1674.1216
2022-08-28	0.719766178	4030.61	0.002	161.860001	97.01	1692.5223
2022-09-28	0.716857304	3719.04	0.004	154.690002	82.15	1734.7366
2022-10-28	-0.175932708	3901.06	0.005	153.160004	87.9	1739.6378
2022-11-28	-0.17375389	3963.94	0.002	161.929993	77.24	1892.0245
2022-12-28	-0.893526268	3783.22	0.001	167.910004	78.6	1980.8349

Джерело: створено та обчислено авторами на основі даних [55], [56], [58], [62].

Додаток Ж

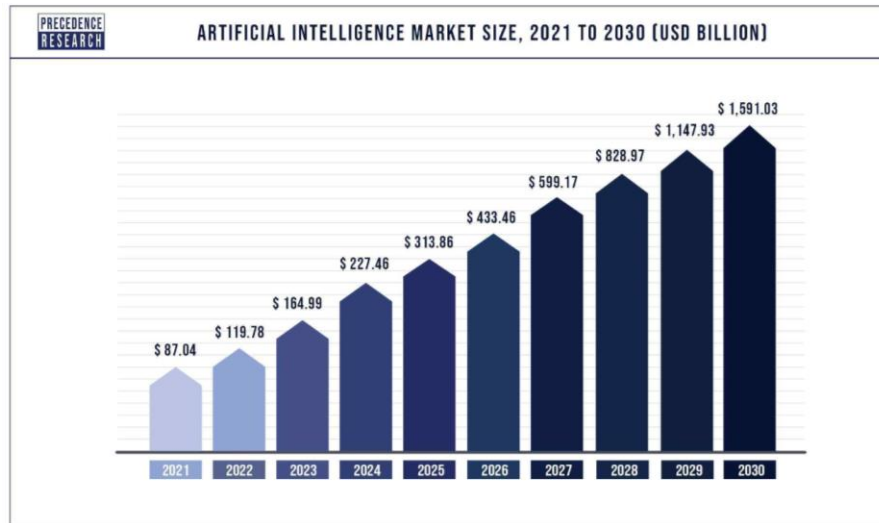
Фактичні та прогнозовані відхилення актуальних ваг біткоїна від ОПТИМАЛЬНИХ

	BTC	BTCF
2019M01	-0.626344	0.079997
2019M02	-0.721673	0.078358
2019M03	-0.677376	0.065552
2019M04	-0.637412	0.061695
2019M05	-0.564293	0.065179
2019M06	-0.492923	0.108875
2019M07	-0.425104	0.178238
2019M08	-0.439975	0.146823
2019M09	-0.492950	0.119567
2019M10	-0.539045	0.132332
2019M11	-0.970788	0.127115
2019M12	0.092322	0.147462
2020M01	0.238046	0.190216
2020M02	0.290140	0.186128
2020M03	0.255212	0.293927
2020M04	-0.593587	0.684747
2020M05	-0.445056	0.418488
2020M06	-0.457760	0.432946
2020M07	-0.422713	0.686422
2020M08	-0.380097	0.741389
2020M09	-0.446595	0.615959
2020M10	-0.756751	0.631564
2020M11	-0.959973	0.465507
2020M12	-0.618979	0.602044
2021M01	-0.954841	0.395259
2021M02	-0.762868	0.334138
2021M03	0.313645	0.433501
2021M04	0.569499	0.559822
2021M05	0.723380	0.774787
2021M06	0.635001	0.561462
2021M07	0.586902	0.615051
2021M08	0.726570	0.720814
2021M09	0.697499	0.530365
2021M10	0.672460	0.644959
2021M11	0.704867	0.715938
2021M12	0.749496	0.768340
2022M01	0.652773	0.631050
2022M02	0.634244	0.656387
2022M03	0.660986	0.691178
2022M04	0.681982	0.635859
2022M05	0.592419	0.621206
2022M06	0.591539	0.595449
2022M07	0.687752	0.749154
2022M08	0.719766	0.731777
2022M09	0.716857	0.656347
2022M10	-0.175933	0.656459
2022M11	-0.173754	1.219419
2022M12	-0.893526	1.527579
2023M01	NA	1.680235

Джерело: обчислено авторами на основі даних [55], [56], [58].

Додаток И

Перспективи штучного інтелекту щорічно до 2030 року



Джерело: [65].