

**Навчально-науковий інститут
«Інститут інформаційних технологій в економіці»**

Кафедра математичного моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма	«Економічна кібернетика»
Галузь знань	05 «Соціальні та поведінкові науки»
Спеціальність	051 «Економіка»

Форма навчання: очна (денна)
очна (денна) / дистанційна

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА
на тему «Аналіз та прогнозування дохідності криптовалют»
(назва теми)

здобувача Черниша Андрія Олександровича
(ПІБ)

_____ (підпис)

Науковий керівник: кандидат економічних наук,
доцент Даценко Наталія Володимирівна

_____ (підпис)

**Робота допущена до захисту перед екзаменаційною комісією
з атестації здобувачів вищої освіти (ЕК)**

В.о. завідувача кафедри: кандидат фізико-математичних наук,
професор Великоіваненко Г.І.

_____ (підпис)

Київ 2024

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ	6
1.1. Огляд основних криптоактивів: сутність, переваги, недоліки	6
1.2. Огляд та особливості ринку дешевих криптовалют	12
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ТА ПІДХОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ТА ЦИФРОВИХ АКТИВІВ	19
2.1. Основні теорії прогнозування, які використовуються на фінансових ринках	19
2.2. Методи прогнозування, які застосовуються на ринку фінансових активів	29
РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ДОХІДНОСТІ КРИПТОВАЛЮТ	43
ВИСНОВКИ	49
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	51
ДОДАТКИ	54

ВСТУП

Актуальність теми. Стрімкий розвиток ІТ-технологій за останнє десятиліття викликало трансформацію традиційного фінансового світу. Інновації у цьому секторі, нові технології та інструменти призводять до кардинальних та глибоких змін звичайних фінансових інститутів, класичних активів. Одним з найважливіших етапів цих змін стала поява криптовалют та їх технологій. Все це призводить до нечіткої картини майбутнього ландшафту системи в цілому. Інтеграція глобального ринку криптовалюта в звичне господарське середовище національних економічних систем істотно трансформує механізми регулювання. Зростання ринку цифрових валют збільшує тиск на грошовий обіг, що відповідним чином відбивається на світовій та національній економіці.

У зв'язку з цим розуміння процесів, які відбуваються на ринку криптовалют, важливе для формування фінансової політики держави та розвитку інфраструктури фінансового ринку. Крім того, рівень взаємозв'язку криптовалют має велике значення при аналізі та прогнозуванні як їх ціни, так і дохідності/прибутковості. Особливо з урахуванням того факту, що Україна входить в п'ятірку країн, громадяни якої є активними користувачами/власниками цих фінансових цифрових активів.

Оскільки криптовалюти набувають популярності та впливу у фінансовому світі, у дослідників зростає інтерес до цього явища. Незважаючи на те, що технологія блокчейн є відносно новою, а криптовалюти активно торгуються лише останні 6-8 років, кількість статей на цю тему в наукових виданнях щороку зростає, ринок криптовалют стає об'єктом дослідження вітчизняних і зарубіжних науковців. Серед

зарубіжних дослідників слід виділити S. Lahajnar, A. Rozanec, G. Davies, K. Tretina, F. Powell, Ch. Rueckert та інші.

Вітчизняні дослідники також зробили свій внесок у дослідження ринку криптовалют, і в аналіз їх волатильності, прогнозуванні, зокрема, цим проблемам присвячено роботи Великоіваненко Г., Дербенцева В., Даценко Н., Матвійчука А., Максишко Н. та інші.

Метою дослідження є прогнозування доходності криптовалют за допомогою авторегресійних моделей для побудови короткострокових прогнозів.

Завдання, які вирішуються у кваліфікаційній роботі. Для реалізації поставленої мети в дипломній роботі були поставлені і вирішені наступні завдання:

- огляд теоретичних методів та підходів прогнозування часових рядів;
- провести аналіз крипто ринку;
- вивчити особливості криптовалют та їх доходності;
- огляд існуючих інструментів аналізу та прогнозування доходності криптоактивів;
- формування інформаційної бази для аналітичної частини дослідження;
- перевірити вхідні дані на стаціонарність;
- використання апарату авторегресійного моделювання для поліпшення сигналів;
- побудова короткострокових прогнозів значення доходності криптовалют.

Об'єкт дослідження – щоденна доходність криптовалют.

Предмет дослідження є методи авто регресійного аналізу та короткострокового прогнозування часових рядів.

Методи дослідження. У дослідженні були використані методи сучасної теорії фінансових інструментів, а також досягнення в галузі моделювання, побудови прогнозу на основі авторегресійних моделей.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів полягає в проведенні розрахунків щодо використання авторегресійного моделювання до реальних даних ціни та доходності низки криптовалют. У зв'язку із зростанням активності на фондових та крипто ринках і жорсткістю вимог до ризиків, підвищення надійності торговельних стратегій за рахунок якісних короткострокових прогнозів для крипто активів є актуальним завданням сьогодення.

Інформаційну базу дослідження склали праці вітчизняних та зарубіжних авторів в галузі побудови моделей часових рядів, проблем прогнозування цифрових активів; інтернет-ресурси.

РОЗДІЛ 1

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ КРИПТОВАЛЮТНОГО РИНКУ

1.1. Огляд основних криптоактивів: сутність, переваги, недоліки

Криптовалюта – це різновид цифрової валюти, створення та обіг базуються на криптографічних методах. Як правило, облік криптовалют децентралізований і заснований на технологіях блокчейна [1]. Блокчейн (від англ. Blockchain) - побудований за певними правилами безперервного послідовного ланцюга блоків інформації. Найчастіше копії таких ланцюжків блоків зберігаються незалежно один від одного і можуть оброблятися на безлічі різних комп'ютерів одночасно [2].

Абсолютно новим словом стало створення в 2009 році Сатоши Накамото електронної пирінгової криптовалюти біткоїн (від bit - одиниця інформації, coin - монета), яка стала першим втіленням ідеї криптовалют заснованої в 90-х роках минулого століття. Назва біткоїн також відноситься до програмного забезпечення з відкритим вхідним кодом і новоствореної цією програмою мережі. У 2008 Сатоши Накамото написав мережеві протоколи принципово нової електронної валюти, яку назвав Bitcoin, а в січні 2009 ним був створений перший біткоїн-гаманець і здобутий перший блок коїнів [3]. Сам же творець біткоїну використовував термін «електронна готівка» (electronic cash). Історична динаміка біткоїна в доларах наведена на рис. 1.1.



Рисунок 1.1 – Динаміка ціни Біткоїна за всю історію його існування (період 2011-2024 рр., в \$ США)

Джерело: [2]

Станом на 01 квітня.2024 р. в обігу на крипторинку знаходиться понад 10000 видів криптовалют з різним курсом і кількістю монет [2]. Для порівняння – в квітні 2021 року їх налічувалось близько 5 тисяч видів. Але головним серед них є біткойн. Максимально можлива кількість його монет в обігу може бути 21 мільйон коїнів. В квітні 2024 року його курс сягнув свого максимуму майже 78000\$. Наприклад, станом на квітень 2021 року він становив 64000\$.

Успіх біткоїна надихає розробників інших криптовалют, і так з'явилися Ethereum, Ripple, Litecoin та інші криптовалюти. 2023 року крипторинки продемонстрував приголомшливе зростання: ринкова капіталізація збільшилася більш ніж удвічі, з \$829 млрд до \$1,72 трлн. І з кожним роком криптопроектів на ринку стає дедалі більше.

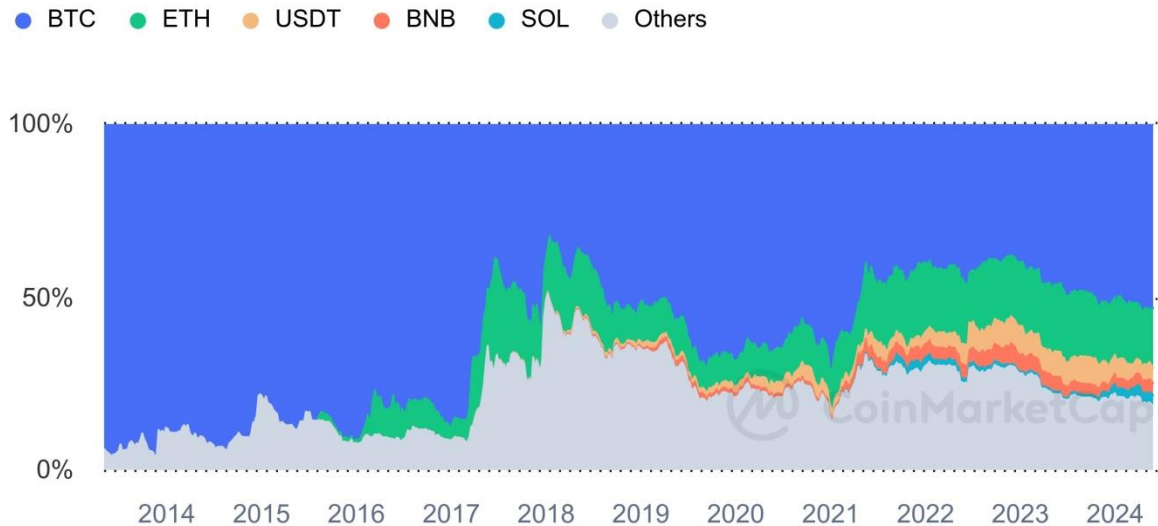


Рисунок 1.2 – Розподіл криптовалют на крипторинку за період 2014-2024 рр. (в \$ США)

Джерело: [2]

У 2023 році загальна капіталізація крипторинку зросла на 108,1% - з \$829 млрд до \$1,72 трлн. 2024 року (рис. 1.3). В травні цього року заплановано визначальну подію криптосвіту- халвінг біткоіна. Після останнього халвінгу 2020 року біткоін зріс на 654%, досягнувши свого чергового максимуму \$60 тис.. Цього разу експерти прогнозують середню ціну BTC на рівні \$87 000 протягом 2024 року. Багато криптовалют значно зростуть і встановлять нові цінові максимуми.



Рисунок 1.3 – Капіталізація крипто ринку за період 2014-2024 рр

Джерело: [2]

Чому важливо розуміти концепцію ринкової капіталізації. Тому що ціна - це не головний критерій обрання криптовалюти. На неї більшою мірою орієнтуються початківці, тоді як для профі є значно більш впливові фактори:

- Технологія, яка стоїть за криптовалютою;
- Команда, яка працює на коїном та її технологією;
- Реальна ринкова вартість/дохідність (капіталізація);
- тощо.

Розрахувати капіталізацію будь-якої монети можна легко, помноживши кількість цієї монети в обігу на її поточну ціну. Наприклад, згідно з даними coinmarketcap, в обігу перебуває 132,670,763,300 монет криптовалюти Dogecoin. За вартості \$0,11, тоді її капіталізація знаходиться як $132,670,763,300 \times 0,11 = \$14,593,783,963$.

Зараз ринок перебуває у фазі акумуляції, тому є чудова можливість придбати активи, щоб у майбутньому продати їх за вищою ціною. Однак перед тим, як зробити вибір на користь тієї чи іншої криптовалюти, потрібно проаналізувати, у які саме криптоактиви варто інвестувати, зокрема в 2024 році. Щоб диверсифікувати інвестиційний портфель, то насамперед там мають бути основні криптоактиви, такі як біткоїн та ефір (далі в роботі будемо також використовувати позначення BTC і ETH). Біткоїн та ефір необхідно купувати незалежно від поточної ситуації на ринку. Крім них, у портфель криптовалют 2024 потрібно включати й інші проєкти, у яких сильна технічна база і команда розробників. Наразі ці криптовалюти істотно недооцінені, що робить на поточний момент їхнє придбання неоптимальним. Про особливості та переваги/недоліки BTC та ETH є багато цікавої повної інформації [2], тому ми розглянемо інші крипто монети.

Solana (SOL). У 2023 році платформи смарт-контрактів пережили значний успіх, збільшивши зростання більш ніж удвічі. Лідером серед них

стала Solana, яка продемонструвала вражаючий приріст приблизно на 900%. [10]

Solana виділяється як один із найшвидших блокчейнів в індустрії, з піковою пропускнуою спроможністю до 50 000 транзакцій на секунду (TPS). Унікальний алгоритм консенсусу Proof-of-History з використанням міток часу дає змогу значно прискорити синхронізацію вузлів блокчейна. Загальна кількість транзакцій на Solana вимірюється сотнями мільярдів, при цьому комісії залишаються на рівні кількох центів. Завдяки цій високій продуктивності Solana дає змогу реалізовувати додатки, які раніше були неможливі на Ethereum.

Розробники Solana представили безліч технічних інновацій та унікальні продукти, як-от смартфон Solana Saga, орієнтований на крипто-ентузіастів, що підтримує Solana Pay та інші криптовалютні сервіси. Загалом Solana утримує міцні позиції в основних секторах криптовалютного ринку, зокрема DeFi, стейблкоїни, NFT, GameFi та інших [10].

У січні 2024 року блокчейн Solana обробив транзакції на \$951,9 млрд. На тлі зростання онлайн-активності до відміток осені 2022 року, ціна SOL досягала позначки \$104. Solana має намір подвоїти зусилля із залучення розробників і стартапів у свою екосистему.

Cardano (ADA). Сервіс Cardano, який був запущений у 2017 році, показав зростання на 81% за 2023 рік. Чарльз Хоскінсон, творець блокчейна, спочатку брав участь у команді Ethereum, але пізніше вийшов через внутрішні розбіжності, щоб заснувати власний проєкт. Незважаючи на це, Cardano і Ethereum були призначені для суперництва: обидві платформи пропонують смарт-контракти, стейкінг, а також можливість створення Dapps і NFT [11].

Хоча оновлення в Cardano впроваджуються повільно, але за останні роки прогрес значний. Наприклад, два роки тому на платформі практично не було DeFi-додатків, а зараз їх понад 20, із загальним капіталом понад \$300 мільйонів.

Активність розробників на GitHub і підвищений інтерес до платформ смарт-контрактів підтримують його позицію. З огляду на постійний попит на такі платформи, Cardano може зберегти свою популярність.

Chainlink (LINK). Після запуску у 2019 році, токен LINK продемонстрував вражаюче зростання у 182% за 2023 рік. Це стало яскравим свідченням зростаючого інтересу до платформи Chainlink [2, 14].

Основна особливість Chainlink полягає в роботі «оракулів», які безпечно інтегрують дані зі звичайних джерел у блокчейн. Це дає змогу синхронізувати інформацію між блокчейнами та зовнішніми джерелами даних, розв'язуючи проблеми сумісності криптовалют і традиційної фінансової індустрії. Тому Chainlink залишиться найбільш затребуваним протягом довгого часу завдяки своїй надійності та ефективності.

Крім цього, перевагами платформи є її постійний розвиток. Розробники обіцяють впровадження штучного інтелекту, що додатково підвищить функціональність і значимість Chainlink. Нещодавно оголошене партнерство з Circle для інтеграції USDC у протокол кросчейн взаємодії CCIP відкриває нові можливості для розробників, даючи їм змогу розширити варіанти використання стейблкоїна в DeFi-екосистемі та полегшити передачу між різними блокчейнами [14].

Near Protocol (NEAR). У 2020 році було запуснено NEAR Protocol, блокчейн із відкритим вихідним кодом, заснований на Proof-of-Stake. Він надає широкий спектр інструментів для розробників децентралізованих додатків (dApps), включно зі смарт-контрактами. Проєкт отримав понад \$500 млн фінансування від більше ніж 30 інвестиційних компаній [15].

NEAR спрямований на пряму конкуренцію з Ethereum, прагнучи поліпшити архітектуру блокчейна і зробити його більш сучасним і якісним. Для цього NEAR використовує технологію Nightshade для шардингу - розділення бази даних на окремі сегменти.

Одна з цікавих особливостей NEAR полягає в тому, що він хоче бути простішим для новачків у криптовалюті. У NEAR найзрозуміліший і найзручніший користувацький інтерфейс серед усіх блокчейнів, що є серйозною конкурентною перевагою для залучення нових користувачів. Однак проєкт NEAR перебуває у прямій конкуренції з десятком більш відомих платформ (включно з Ethereum) і поки залишається в їхній тіні. У 2023 році NEAR показав зростання на 76%. Наразі вартість криптовалюти варіюється близько \$3. Криптопроєкт має всі можливості для подальшого зростання.

Минулого року багато інвесторів уперше вийшли на ринок криптовалют. Їхня увага була зосереджена здебільшого на Біткоїні та Ефіріумі, які сильно зросли. Проте по-справжньому чимало змогли для себе заробити ті інвестори, які інвестували в дешеві криптовалюти, деякі з них подорожчали в десятки разів.

Найдешевші криптовалюти - це цифрові активи, які можна купити менш ніж за \$1. За сприятливих ринкових умов вони можуть забезпечити величезний дохід. Однак інвестувати в них потрібно обережно і з розумом. Свіжі приклади успіху були 2021 року - монети Dogecoin (DOGE) і Shiba Inu (SHIB) зросли в десятки та сотні разів.

1.2. Огляд та особливості ринку дешевих криптовалют

Дешеві криптовалюти (пенні криптовалюти) - плюси та мінуси інвестицій. Дешеві криптовалюти відносяться до цифрових активів, які кожен може купити вартістю менше ніж \$1. Цей клас активів потенційно може забезпечити гарний дохід, незважаючи на те, що вони, як правило, набагато волатильніші, ніж монети з найвищим рейтингом.

Інвестиції в дешеві криптовалюти привабливі з багатьох причин, крім того, що вони дуже доступні. Наприклад, прогнозується, що використання цифрових активів і блокчейна зростатиме з роками. Якщо це станеться, то ми можемо очікувати значного збільшення вартості як дорогих, так і дешевих криптовалют.

Переваги дешевих криптовалют:

- Дешеві монети часто більш волатильні і ростуть більш активно, ніж топ-активи, тому їх прибутковість може бути дуже високою;

- Купівля перспективних монет на ранній стадії обіцяє гарний прибуток;

- Серед дешевих криптовалют трапляються стартапи-діаманти, які можуть стати новими Apple і Amazon у блокчейн-світі.

Недоліки інвестицій у дешеві криптовалюти;

- Далеко не завжди дешевизна означає низьку капіталізацію - багато дешевих монет мають капіталізацію в мільярди доларів;

- Вищі шанси не тільки на швидке зростання, а й на різке падіння вартості;

- У нових пенні-монет відсутня хороша історія, на підставі якої можна було б ухвалити зважене рішення;

- Низькі обсяги торгів іноді створюють проблеми для ефективного трейдингу і покриття позицій;

- Вищий ризик скама.

Щоб створити чіткий і стислий список найкращих криптовалют для інвестицій у 2024 році, потрібно ретельно вивчити кожен монету, щоб визначити її якість і корисність. Ми також розглянули рівень прозорості, розробників, які стоять за ними, і плани на майбутнє, з огляду на швидкість прийняття у світі, активність спільноти і те, наскільки надійно кожна монета працювала з моменту запуску в криптопросторі. Топ15 найдешевших і найперспективніших криптовалют наведено в Додатку Б. Далі розглянемо детально декілька криптомонет з цього списку.

Dogecoin (DOGE) можна назвати королем усіх мем-монет. Цей токен спочатку був створений, щоб глузувати над криптовалютами, але відтоді залучив велике ком'юніті і отримав активну підтримку найбагатшої людини планети - Ілона Маска. Незважаючи на те що спочатку у Doge не було унікальної технології, тепер його активно використовують як зручний платіжний засіб. Монети приймають до оплати такі компанії, як airBaltic, Strange Donuts, Tesla. Також вельми поширені донати і благодійні внески в догікоїнах.

Дослідження інвестиційної компанії Galaxy Digital підтверджує зростаючу цінність DOGE. Зокрема, зростання Doginals (NFT на основі Dogecoin) сприяє розвитку криптовалюти, а їхня ринкова вартість наближається до \$100 млн за участі десятків тисяч власників. Цю подію розглядають як потенційний каталізатор зростання інтересу і цінності DOGE в майбутньому «бичачому» циклі.

Аналітика від IntoTheBlock вказує на зростаючий інтерес до Dogecoin. За останній тиждень січня було створено понад 890 тисяч нових адрес, а кількість нових користувачів, які проводять свої перші транзакції, становить 86%.

Незмінна популярність Dogecoin серед новачків і його широка спільнота підтримки можуть сприяти подальшому зростанню і розвитку цієї унікальної мем-криптовалюти.

Basic Attention Token (BAT) - робить рекламу ефективнішою. BAT - це дешева криптовалюта для цифрової рекламної платформи на блокчейні, засновниками якої є Брендан Ейх і Брайан Бонді. Вони добре відомі в індустрії розробки онлайн браузерів. Basic Attention Token створений для того, щоб рекламодавці могли підвищити ефективність витрат на рекламу. Відбувається це шляхом винагороди користувачам, які взаємодіють з рекламою. Усе відбувається всередині браузера Brave, який дає змогу користувачу отримувати винагороду в BAT щоразу, коли він переглядає рекламу, зберігаючи при цьому свою конфіденційність [12].

Рекламодавці можуть скористатися платформою для таргетингу своїх оголошень на конкретних користувачів, щоб скоротити втрати і підвищити залученість. Багато експертів вважають, що це одна з найбільш недооцінених криптовалют на ринку. Різке зростання індустрії онлайн-реклами в останні роки і сильне ком'юніті робить її перспективи цілком конкретними.

Tron (TRX) - Дешева криптовалюта для творців контенту. TRON - це блокчейн-платформа, призначена для децентралізації Інтернету за рахунок зменшення впливу великих сервісних корпорацій, наприклад YouTube. Мета полягає в тому, щоб гарантувати, що творці контенту повернуть собі владу і збережуть більшу частину прибутку, яка в даний час надходить на рекламні платформи. TRON вважає, що кожен автор контенту в Інтернеті має право на весь прибуток і має намір використовувати для цього можливості блокчейна. Оскільки проєкт вирішує реальну проблему в медіабізнесі, його перспективи залишаються багатообіцяючими [12].

Stellar (XLM) - дешева криптовалюта для дешевих переказів. Криптовалюта Stellar створена для значного прискорення онлайн-транзакцій без високих комісій і посередників. З моменту запуску 2014 року проєкт завів партнерські відносини з такими відомими компаніями, як IBM, Grayscale і Franklin Templeton. Платіжні системи та підприємства використовують XLM для полегшення транскордонних транзакцій, для чого потрібно всього лише 0,00006 доларів США за транзакцію. І це набагато дешевше, ніж пропонують класичні платіжні системи, такі як Visa, Mastercard. Очікується, що XLM набуде ширшого поширення в найближчі роки, що призведе до зростання його ціни [21].

Ripple (XRP) - найдорожчий із дешевих криптовалют. Ripple - це одна з найвідоміших і «найстаріших» криптовалют. Дітище Джеда Маккалеба і Кріса Ларсона було створено ще 2012 року для оптимізації платежів із використанням блокчейна Ripple. Монета стабільно входить у топ-10 криптовалют за капіталізацією.

Крім можливості обробляти платежі на високій швидкості, блокчейн також має один із найвищих ступенів фінансової безпеки. Завдяки цьому технологію компанії сьогодні використовують уже сотні провідних світових банків і фінансових корпорацій, що забезпечує високий попит на неї. Потенціал XRP забезпечує їй заслужене місце в нашому списку найкращих криптовалют для інвестицій у 2024 році [22].

Як обрати дешеву криптовалюту? Дешеві криптовалюти є привабливою формою інвестицій, оскільки вони можуть принести величезний прибуток. Варто пам'ятати, що вони також можуть призвести і до величезних втрат через волатильність. Якщо інвестор шукає криптовалюту за копійки для купівлі, тоді потрібно дотримуватися нижченаведених порад експертів [5]:

- Стартап або успішний проєкт - важливий вибір. Дешеві криптовалюти зазвичай запускаються як стартапи на блокчейні, але деякі з них з часом розростаються і отримують масове визнання та гроші інвесторів. Для початку вам треба вирішити, чи варто ризикувати раніше, коли криптовалюта все ще недооцінена, або чекати, доки вона не заробить хороший послужний список. Ранній початок дає вам найкращі можливості для отримання великих прибутків, якщо проєкт працюватиме добре. Але це також піддає вас більш високому ризику втрати грошей у разі провалу.

- Діяльність розробників. Вивчіть передісторію команди розробників. Чи була у них відмінна репутація? Відвідайте їхні LinkedIn або професійні профілі. Приєднуйтеся до соціальних каналів проєкту, щоб побачити, наскільки добре розробники взаємодіють зі спільнотою. Дізнайтеся, які їхні плани і як вони мають намір розвивати проєкт.

- Динаміка ціни: якщо проєкт існує вже деякий час, поверніться до історії цін і вивчіть, як ціна реагує на курс BTC. Вона занадто сильно падає щоразу, коли біткоїн у ведмежій фазі? Як швидко ціна потім відновлюється? Який відсоток зростання монети з моменту її створення? Це має дати вам уявлення про те, чого очікувати, якщо ціна піде проти вас.

- Ринкова капіталізація. Кожен інвестор мріє вкластися в багатообіцяючий проєкт на ранній стадії. Але через вкрай волатильний характер криптовалют ви здебільшого маєте справу з високоризиковими інвестиціями, особливо коли йдеться про дешеву криптовалюту. Якщо у вас є достатні фінансові ресурси і терпіння, вам варто вибрати копійчану криптовалюту з меншою ринковою капіталізацією, скажімо, від 10 до 200 мільйонів доларів. Це може призвести до величезних прибутків, якщо проєкт увінчається успіхом. Але якщо ви хочете мати більш стабільну інвестицію, має сенс вкластися в дешеву криптовалюту з більш високою ринковою капіталізацією.

Ризики найдешевших криптовалют. Інвесторам варто розуміти, що дешеві криптовалюти можуть принести не тільки величезний прибуток, а й великі збитки. Експерти Traders Union назвали основні ризики таких високоприбуткових і високоризикованих вкладень [5]:

Скам криптовалют. Якщо ви не проведете своє дослідження, ви можете зрештою інвестувати в шахрайський проєкт. Це залишить вас із мішком непотрібних монет.

Волатильність піддає вас вищому ризику величезних втрат у разі коливання ринку не у ваш бік.

Не всі дешеві криптовалюти такі вже дешеві. Ринкова капіталізація може бути вже настільки висока, що ваші шанси на отримання хорошого прибутку на майбутньому бичачому русі зменшуються. У такому разі доведеться збільшувати суму інвестиції для отримання очікуваного прибутку.

Отже, криптовалюти - це ризиковані цифрові активи, які також обіцяють високу віддачу від інвестицій, якщо інвестувати розумно. Якщо інвестор знайде правильний проєкт, то зможе збільшити прибутки. Однак для цього знадобиться не тільки його вправність, а й сприятливі ринкові обставини, і навіть елемент удачі. Однак потрібно пам'ятати, що дешеві

криптовалюти, як і інші криптовалюти, не регулюються, тобто без захисту інвесторів від регуляторів застосовуйте належні стратегії управління ризиками та інвестуйте лише ту суму, якою ви готові ризикнути без серйозних наслідків для сімейного бюджету.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ ТА ПІДХОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ТА ЦИФРОВИХ АКТИВІВ

2.1. Основні теорії прогнозування, які використовуються на фінансових ринках

Характер фінансових ринків, а також створення фінансових прогнозів за останній час значно змінилися в бік ускладнення. Це зумовлено послабленням контролю, розширенням приватизації, злиттям національного ринку фінансових послуг із загальносвітовим, збільшенням свободи фінансових операцій, більшими коливаннями швидкості обігу грошей через розповсюдження нових операцій та форм платежів. І важливим фактором у цьому процесі стала поява абсолютно нових видів активів - криптовалюти.

З інформаційної точки зору опис ринку фінансових послуг призводить до необхідності використання багатомірних, часто нелінійних інформаційних рядів. Теоретичні дослідження щодо можливості створення фінансових прогнозів перебувають у перманентному русі. Залежно від періодів стабільності та визначеності ринку висувалися різні теорії, найпопулярнішими є такі:

- Random Walk Theory (теорія випадкових очікувань) - це спосіб аналізу динаміки цін на організованих ринках. Згідно з цим підходом, зазначена динаміка дуже стійка і виглядає як «випадкове блукання».

Зміна ціни хаотична і нічим не обґрунтована, цінова історія не може допомогти в прогнозуванні трендів. Рух цін випадковий і коливається навколо «об'єктивної ціни». Ціни рухаються за траєкторією випадкового блукання, їхні зміни в часі абсолютно непередбачувані.

На запитання, чому спекулятивні активи мають схожість із випадковим блуканням, економісти відповідають: на ефективному ринку всі передбачувані події вже відображено в ціні, і саме поява нової інформації впливає на ціни, водночас новини мають бути випадковими та непередбачуваними (дослідження свідчать, що вилучення прибутку можливе лише в інтервалі 30 секунд після приходу свіжої інформації).

- Теорія ефективного ринку (Efficient Market Theory).

На сьогоднішній день це найпоширеніша теорія управління портфелем цінних паперів. Відповідно до неї "Вартість цінного паперу завжди дорівнює його інвестиційній вартості" []. В основі лежать наступні постулати:

- інформація доступна для всіх інвесторів;
- розумні витрати за угодами;
- рівні умови для всіх.

Тобто передбачається, що всі аналітики мають дешевий і простий спосіб отримання оперативної інформації, всі інвестори - хороші аналітики і постійно стежать за ринковими цінами та відповідно коригують свої позиції. Залежно від того, як інформація відображається у вартості цінних паперів, поділяють три форми теорії:

- сильна - будь-яка інформація доступна (включно з внутрішньою інформацією про компанії) і відображається в цінах;
- напівсильна - будь-яка інформація доступна і вона відображається в цінах;
- слабка - ціни цінних паперів відображають мінімум, тобто тільки історію за попередній період. У цьому разі вважається недоцільним будувати модель для прогнозування, оскільки ціни не відображають достатньою мірою ситуації на ринку.

- Теорія фрактальної геометрії (Fractal Geometry Theory);

Природні явища, які вважалися хаотичними, насправді підпорядковуються особливому виду геометрії природи. Внаслідок цього математичний опис подібний для абсолютно різних форм.

З цієї теорії випливає, що закони природи і структура цінового графіка однакові для будь-яких ринків і періодів часу, тому, використовуючи одні й ті ж методики, можна прогнозувати ціни.

У зв'язку зі складністю виконання фінансових прогнозів точність вважається дуже хорошою при досягненні збігу створеного прогнозу і фактичної ситуації на рівні 70% і більше. Основним елементом, який спрощує прогнозування, є багаторазове повторення ситуацій ринку в різних варіантах, на чому й ґрунтується велика кількість методів.

Загальний підхід процесу прогнозування має такий алгоритм:

- створення баз даних: статистичної, інформаційної бази даних найважливіших політичних та економічних подій, а також графічної бази найважливіших показників на тривалий (кілька років) і середній (кілька місяців) часові інтервали;

- створення прогнозу різним інструментарієм, методами та підходами;
- порівняльний аналіз результатів, отриманих за різними методиками.

З точки зору прогнозного періоду можна умовно поділити на:

- короткострокові (у межах доби);
- середньострокові (до місяця);
- довгострокові (понад місяць).

Тісний зв'язок між ними обумовлений значною інерційністю економічної системи і тим, що центральні органи прагнуть уникнути різкого впливу на економіку і, як правило, прагнуть змінити ситуацію, використовуючи низку послідовних наростаючих впливів.

За характером прогнози можна поділити на:

- прогнозування поведінки ринку внаслідок різких економічних і політичних подій;

- прогноз дій національного банку, тобто визначення моменту часу і параметрів, які НБ може змінити для коригування ринку відповідно до тактичної мети і наслідків цих дій;

- короткостроковий прогноз - завдання полягає у визначенні значення прогнозованого параметра за відсутності інформації, що може суттєво вплинути на ринок, та наявності певних фундаментальних даних.

Школи в аналізі фондового ринку. Існує кілька шкіл фондового ринку, серед яких найбільш представницькими є Технічна школа (Technical school) і Фундаментальна школа (Fundamental school). До 70-х рр. ці школи займали домінуюче місце в аналізі ринку. Вони розвивалися своїми шляхами, але в подальші роки розвиток йшов шляхом інтеграції окремих компонентів і запозичення елементів з інших теорій.

Школа технічного аналізу. Засновником цієї школи вважається містер Dow Jones, який ще наприкінці минулого століття запропонував використовувати для прогнозування ділової активності ринку індекси Dow Jones Industrials і Dow Jones Transport [1].

Technical school використовує методи прогнозування цін на основі аналізу графіків руху ринку за попередні періоди.

Прихильники цієї школи спираються на те, що в біржових курсах уже відображено необхідні відомості, і у зв'язку з цим фундаментальний аналіз не має сенсу. Головним об'єктом вивчення є аналіз попиту і пропозиції на основі обсягу операцій і курсів у відриві від політичних, економічних та інших чинників, що впливають на нього. Відправною точкою школи є те, що показники біржової активності та графіки курсів можуть дати ключ до з'ясування закономірностей тенденцій ринку і майбутнього руху курсу.

У класичному варіанті ця школа використовує три основні види інформації: ціна, обсяг, відкритий інтерес. У сучасному трактуванні використовується інформація, яка більше характеризує ринок з фундаментального боку, ніж з технічного, наприклад: Net Free Reserves of the Banking System (Кількість вільних резервів у банківській системі), Fed

Funds-Discount Rate Index (Індекс ставки за Федеральними фондами), Advisory Sentiment Index (Індекс настрою консультаційних служб) тощо.

Фундаментальна школа.

Теорія рефлексивності. Технічний аналіз, який вивчає тенденції, динаміку попиту і пропозиції на ринку, теоретично заснований на наступних принципах:

- котирування враховують усі фактори і відповідають попиту та пропозиції;
- досвід минулого має значення для прогнозування майбутнього.

Наслідком обмежень накладених постулатами є те, що використання цього методу є виправданим при обчисленні ймовірності динаміки деякого загальновідомого ринку, але водночас не відображає дійсний перебіг подій і конкретні причинно-наслідкові зв'язки.

Опис динаміки рівноваги на макроекономічному рівні виявляється неспроможним для практичного прогнозування, оскільки спирається на сумнівне припущення, що учасники ринку спираються у своїх рішеннях на досконале знання ринку. Насправді це є далеким від реальності, оскільки учасники ринку намагаються виконати прогнози, використовуючи різні орієнтири та методи. Відмінність між реальними результатами та очікуваннями призводить до постійної корекції сподівань, і це впливає на майбутні результати - така взаємодія робить процес рефлексивним. У 80-х рр., широко відомий нині Джорж Сорос у своїй книжці представив абсолютно новий погляд на ринок - теорію рефлексивності [1].

Це перша нетехнічна спроба спрогнозувати взаємодію між учасниками ринку за допомогою динаміки руху ринку між моментами крайніх граничних оцінок і періодами рівноваги на ринку. Автор теорії виходив з наступного:

Погляди учасників є упередженими. Замість прямої лінії, котра веде від одного набору параметрів до іншого, є постійні переходи від

об'єктивних (таких, що піддаються спостереженням) умов до спостережень учасників, заснованих не на об'єктивних умовах (а на власній інтерпретації цих умов). Це вносить елемент невизначеності і робить предмет дослідження менш піддатливим до того типу узагальнень, прогнозів і пояснень, які допомогли завоювати природничим наукам свою репутацію.

Існує безліч ситуацій, які можна вивчати, навіть якщо вподобання учасників ринку вважати заданими й елемент невизначеності ігнорувати. Вони набувають чинності, коли очікування щодо майбутнього перебігу подій впливають на поведінку в даний момент. Але навіть якщо це так, то має бути задіяно певний механізм, аби вподобання учасників ринку вплинули не тільки на ринкові котирування, а й на фундаментальні умови, які, як вважається, визначають котирування.

Відповідно до теорії рефлексивності взаємозв'язок між думкою учасників і ситуацією може бути представлена у вигляді залежностей:

- когнітивної (пасивної) - зусилля учасників щодо розуміння ситуації;
- впливаючої (активної) - вплив їхніх міркувань на ситуацію в реальному світі.

У першій - сприйняття залежить від ситуації, у другій - впливає на ситуацію. Замість детермінованого результату є взаємодія, в якій як ситуація, так і погляди учасників є залежними змінними, і перша зміна прискорює настання подальших змін, як у самій ситуації, так і в поглядах учасників. Саме це Дж. Сорос називає рефлексивністю. Рефлексивність можна представити у вигляді двох рекурентних функцій [23]:

$$y = f [q(x)] \text{ — пасивна,}$$

$$x = q[f(y)] \text{ — активна.}$$

Ці функції призводять не до рівноваги, а до постійного процесу змін, який радикально відрізняється від тих з них, де одна сукупність чинників наслідує іншу без зовнішнього втручання. Коли працюють мислячі учасники ринку, послідовність подій не веде напряду від факту до факту, а натомість діють перехресні зв'язки. Події можна розбити на такі види:

- звичайні, правильно передбачаються учасниками подій, які не вносять змін у їхнє сприйняття;
- унікальні, які впливають на учасників і ведуть до змін.

Події першого типу можуть бути розглянуті теорією рівноваги, другого - осмислені як частина історичного процесу, а криві попиту і пропозиції - як результат тільки впливової функції.

Рефлексорна модель не замінює фундаментальний аналіз, а тільки вводить інградієнт. Фундаментальний аналіз прагне визначити, яким чином реальна цінність відображається в котируваннях, наприклад акцій або криптовалют, тоді як складові котирування можуть вплинути на реальну цінність. Одна представляє статичну картину, а інша - динамічну. У системі вільно плаваючих або децентралізованих валют, рефлексивність – це правило, а спекуляції один із найсуттєвіших чинників. Для рефлексивного процесу типовою рисою є те, що він неминуче впливає на сприйняття учасниками ситуацію, до якої вони належать.

Теорія хаосу. Теорія динамічних систем або хаосу пропонує глибше проникнути в процеси, що відбуваються на фінансовому ринку, дати конкретнішу оцінку впливу об'єктивних і суб'єктивних чинників. З її допомогою в явищах, які раніше вважали випадковими, вдається виявити порядок або деяку структуру. Моделі, створені на основі теорії динамічних систем, були розроблені і мали певний успіх для опису перехідних процесів фінансових ринків.

Дослідження показують, що в рамках теорії хаосу можна створити низку моделей, які здатні відтворювати розвиток подій на фінансовому ринку та отримати детерміноване пояснення деяких аспектів поведінки цін, що вважаються випадковими та непередбачуваними [14]. Завдяки досягненням цієї теорії, у деяких ситуаціях вдається виявити "додаткові" доходи, які не можна було побачити, діючи в припущеннях гіпотези Теорія ефективного ринку.

Той факт, що хаотичні моделі дають хороші наближення для фінансових часових рядів, свідчить про важливість вивчення поведінки ринків як нелінійних динамічних процесів і є додатковим доказом на користь застосування різноманітних нелінійних методів, зокрема нейронних мереж, для створення прогнозу.

Ефективність ринку визначається емпірично, і поліпшені моделі виявляють різні відхилення, що стосуються малих фірм, фірм із підвищеним рівнем прибутку, а також ефектів, наприклад ефекту кінця робочого тижня. Такі нелінійні моделі, як множинний дискримінантний аналіз (MDA), виявляють затримки в реакції ринку, навіть якщо йдеться про звичайні річні звіти, які відкрито публікуються.

Основне припущення: поведінка системи є результатом безлічі нелінійних взаємодій, внаслідок чого невеликі зміни початкових даних можуть призвести до зовсім іншої подальшої поведінки системи.

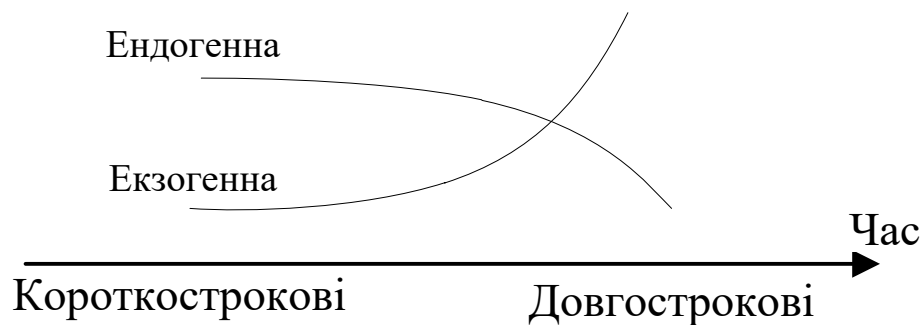


Рисунок 2.1 — Вплив тривалості та типу інформації на зміну цін

Джерело: [20]

З рис. 2.1 видно, що на коротких відрізках часу, коли ринок живе без (або з невеликою кількістю) екзогенної інформації, що знову надходить, становить інтерес вплив таких ендогенних чинників, як неідеальне поширення інформації, зростання курсів через великі обсяги купівель (або падіння через великі продажі), ліквідність ринку, нелінійність механізмів коригування курсів.

Якщо вважати, що зміни цін, всупереч міркуванням ефективності, на тривалих відрізках часу (рис.2.1) визначаються численними і часто

нелінійними зворотними зв'язками, то на основі теорії хаосу можна побудувати поліпшені моделі, що описують "вплив минулого на сьогодні".

Дослідження стійкості системи одночасних рівнянь є базисом теорії хаосу. У системі одночасних рівнянь залежна змінна одного рівняння може бути входною змінною в іншому рівнянні, і вибір залежної змінної певною мірою є довільним. При цьому необхідно розрізняти ендогенні та екзогенні змінні. Розподіл змінних на ендогенні та екзогенні є відносним, все залежить від природи досліджуваного явища, а також мети, для якої буде побудовано цю модель.

Ендогенна змінна є "вихідною" змінною і пояснюється самою моделлю. Екзогенна змінна є "вхідною" змінною і визначається поза моделлю, є наперед заданою. Система одночасних рівнянь може мати такі форми [23].

- Структурна форма запису системи одночасних рівнянь така:

$$\begin{cases} y_1 = a_{12}y_2 + a_{13}y_3 + b_{11}x_1 + b_{12}x_2 + \varepsilon_1 \\ y_2 = a_{21}y_1 + a_{23}y_3 + b_{21}x_1 + b_{22}x_2 + \varepsilon_2, \\ y_3 = a_{31}y_1 + a_{33}y_2 + b_{31}x_1 + b_{32}x_2 + \varepsilon_3 \end{cases} \quad (2.1)$$

де y_i — ендогенна i -та змінна, $i = 1, 2, 3$;

x_j — екзогенні j -та змінні, $j = 1, 2$;

a_{ij}, b_{ij} — коефіцієнти рівнянь структурної форми, $i = 1, 2, 3, j = 1, 2$.

- зведена форма моделі

$$\begin{cases} y_1 = c_{11}x_1 + c_{12}x_2 + V_1 \\ y_2 = c_{21}x_1 + c_{22}x_2 + V_2 \\ y_3 = c_{31}x_1 + c_{32}x_2 + V_3 \end{cases} \quad (2.2)$$

де c_{ij} — коефіцієнти рівнянь зведеної форми.

Повна система одночасних рівнянь містить стільки рівнянь, скільки є ендогенних змінних. Кількість екзогенних змінних може бути довільною.

Теорія ігор. Застосовується, коли учасники мають свої певні цілі, які не збігаються з цілями решти учасників, і при цьому мають різні можливості для досягнення. У теорії ігор не існує єдиного поняття оптимальності. Залежно від класу завдання використовується оптимальність за Парето або оптимальність за Нешем [24].

Усі можливі дії кожного гравця називаються стратегіями. Для гравця з номером i , кожна стратегія являє собою точку X , з множини x , при цьому, якщо учасники вибирають стратегії x_1, x_2, \dots, x_n , то визначено хід гри і результат для кожного гравця.

Набір $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ називається ситуацією. Гравці мають певні цілі та мають оцінювати наслідки реалізації тієї чи іншої стратегії. Ефективність ситуації оцінюється величиною деякої функції $H_i(x)$.

З неформального погляду гравці $1, 2, \dots, n$, незалежні один від одного, обирають стратегії x_1, x_2, \dots, x_n , що реалізують ситуацію $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, після чого кожен гравець отримує належну йому величину $H_1(x), H_2(x), \dots, H_n(x)$. Величина $H_i(x)$ показує, наскільки вигідна ситуація x гравцеві i . Мета кожного гравця - реалізувати ситуацію з метою досягнення максимального виграшу. При цьому реалізація ситуацій залежить від умов усіх гравців, і окремий гравець не може реалізувати ситуацію, якщо інші не зацікавлені в цьому.

Якщо кожен гравець прагнучим реалізувати свої інтереси, не зважаючи на дії суперників, то може трапитися ситуація, неприйнятна для всіх гравців, тому питання про те, яку поведінку вважають розумною, - основне питання в теорії ігор.

2.2. Методи прогнозування, які застосовуються на ринку фінансових активів

Для вирішення завдань прогнозування використовують низку методів, найпоширеніші з яких такі.

Експертна оцінка та експертні системи. Основою цих методів є збір, дешифрування та аналіз інформації з різних джерел. Методи експертних оцінок базується на висновках та суджень думок експертів, які відповідають за ухвалення оптимального рішення в різних напрямках діяльності. Зокрема, при вирішенні таких завдань:

- визначення цілей;
- створення експертного прогнозу;
- визначення сценаріїв очікуваного розвитку подій;
- генерування альтернативних варіантів;
- визначення рейтингів;
- в оціночних системах;
- під час ухвалення колективних рішень
- тощо.

Залежно від наявної проблеми використовують різні методи. Типовими оціночними методами є: метод комісій, метод суду, метод мозкової атаки (для виявлення нових ідей), метод Делфі.

Методи, які використовуються для складних систем:

- метод вирішальних матриць;
- метод прогнозного графа;
- метод проблемностей;
- метод сценаріїв.

Методи при наявності в інформаційній базі кількісних оцінок: безпосередня кількісна оцінка, метод середніх точок, метод Чермена-Акопа, метод лотерей.

Методи при наявності в інформаційній базі якісних оцінок: експертна класифікація, метод парних порівнянь, ранжування альтернативних варіантів, метод векторів переваги, метод дискретних експертних кривих.

До особливостей колективної експертизи можна віднести наступні:

- більш повне представлення ситуації;
- виявлення не конкурентоспроможних варіантів;
- виявлення правильних "єретичних" суджень;
- отримання об'єктивних оцінок;
- отримання оцінок підвищеної надійності.

Експертні системи. Системи, що використовують досвід і практичні знання експертів-фахівців у даній предметній галузі з метою представлення мотиваційного висновку, націлені на розв'язання важко формалізованих завдань (набір емпіричних прийомів і правил). Ефективність використання ЕС ґрунтується на [27]:

- можливості розв'язання важко формалізованих задач;
- акумулюванні знань експертів вищої кваліфікації;
- наявності прогностичних можливостей.

Для цих систем характерна відсутність заздалегідь відомих правил, їх будують на основі евристичних прийомів, заснованих на практичних знаннях експертів.

ЕС включають базу знань, структуровану для спрощення ухвалення рішень, і підсистеми спілкування, пояснення, ухвалення рішень, накопичення знань. У процесі роботи ЕС використовують формалізовані та математичні методи, методи тимчасового згладжування, статистичного програмування, розпізнавання образів, методи оптимізації. Для визначення приватної стратегії використовується механізм логічного введення, тобто набір певних правил ухвалення рішення. ЕС працюють у двох режимах: набуття знань і розв'язання задачі.

Принциповою відмінністю експертних систем вважається їхня здатність відтворювати і маніпулювати фрагментарними, хибними і суперечливими знаннями. Вони мають виконувати міркування не тільки і не стільки на основі формальної (математичної) логіки, скільки на основі комп'ютерної, тобто наближеної до людської логіки, при цьому система має пояснити, чому вона дійшла певного висновку.

Ці системи працюють добре, лише коли їй притаманна внутрішня стаціонарність, а у зв'язку з тим, що для фінансових систем важко виконати адекватний опис, то застосування систем з алгоритмами, заснованими на правилах, не виглядає переконливим.

Проте аналіз експертної інформації має велике актуальне значення хоча б тому, що вона відображає настрої ринку.

Нині на основі сучасних технологій з'явилися програмні продукти, які дозволяють диференціювати інформаційні потоки, витягувати потрібну інформацію та аналізувати її. Подібний аналіз може бути використаний як допоміжний засіб аналізу ринку та ухвалення рішень трейдером спільно з іншими методами.

Статистичні методи. Під кутом математики, задачу побудови фінансового прогнозу можна віднести до статистичних нелінійних задач. Останнім часом при створенні прогнозів статистичні методи мали широке розповсюдження, основні з них наступні:

- екстраполяція (прогнозування на основі тенденцій розвитку в минулому);
- ланцюговий метод (узгодження майбутніх значень із попередніми);
- гіпотетичний (непряме прогнозування);
- імітаційне моделювання.

Екстраполяція має кілька варіантів, найбільш типовими є такі.

1. оцінка статистичного зв'язку з впливовими параметрами.
2. Розрахунок тренду, сезонності часового ряду.

3. Функціональне прогнозування.
4. Фазовий аналіз.

Оцінка статистичного зв'язку з впливовими параметрами полягає в оцінці зв'язку прогнозованого параметра з показниками, які безпосередньо на нього впливають (наприклад, курс тісно пов'язаний з обліковими ставками, біржовими індексами, інфляцією, індексами споживання і безробіття тощо). Ступінь їхнього впливу різний.

Розрахунок тренду та сезонності часового ряду. Якщо відійти від економічної основи, то, наприклад, курс активу можна виразити через залежність від номера часового періоду. У найбільш спрощеному вигляді це можна представити формулою:

$$f(t) = a + bt, \quad (2.3)$$

де $f(t)$ – функція тренду;

a, b – коефіцієнти рівняння тренду, які визначаються на основі мінімальної помилки на основі всієї вибірки;

t – час.

Функціональне прогнозування ґрунтується на балансі попиту і пропозиції. Нехай поставлено завдання спрогнозувати курс попиту і пропозиції валюти на основі даних, тоді якщо: S_0 - попит, P_0 - пропозиція, тоді [22]:

$$S_0 + s = P_0 + p, \quad (2.4)$$

де S_0 – попит;

P_0 – пропозиція;

s та p – зміни попиту та пропозиції визначаються як $s = \frac{dS}{dg} \Delta g$, $p = \frac{dP}{dg} \Delta g$.

У разі пропорційної зміни курсу та дефіциту валюти рівняння має вигляд:

$$\Delta g(t) = r(S(t-1) - P(t-1)), \quad (2.5)$$

Збільшення точності забезпечується виявленням залежності r від S і P , що відповідає прагненню отримати залежність чутливості попиту і пропозиції від умов, згладжування за попередній період.

Фазовий аналіз. Для початкового ряду значень $x(t)$ вводиться рівень m :

- значенням $x(t) > m(t)$ - відповідає позитивна хвиля;
- значенням $x(t) < m(t)$ - відповідає негативна хвиля.

Момент, коли виконується умова $x(t - 1) < m(t)$ за умови $x(t) < m(t)$, - характеризує перехід позитивної фази в негативну, і навпаки. Статистичне опрацювання включає:

- відкидання малозначущих фаз;
- розрахунок середнього значення;
- оцінка амплітуди відхилень.

Для практичної оцінки амплітуди відхилень будують графіки середнього курсу: на різних часових інтервалах (добові, дводобові, тижневі, місячні, річні). Порівняння їх між собою, аналіз моментів перетинів приймається за базу для виконання прогнозів.

Ланцюговий метод - це прогнозування на основі статистичних закономірностей значень часового ряду, яке дозволяє визначити $g(t)$ через функціональні значення попередніх періодів $g(t - 1)$, $g(t - 2)$, ...:

$$g(t) = f(g(t - 1), g(t - 2), \dots, g(t - n)). \quad (2.6)$$

Виявлення зв'язків між $g(t)$ та минулими значеннями визначається на основі автокореляційної функції [21].

До різновиду екстраполяційних методів можна віднести метод прогнозування на основі адаптивних моделей, і, як стверджують його прихильники, моделі такого типу здатні враховувати еволюцію динамічних характеристик. Найбільшого поширення набули моделі з використанням

процедури експоненціального згладжування, в основі яких лежить припущення про наявність повільного дрейфу параметрів прогнозованої моделі.

Алгоритм розрахунку за цими методами зводиться до такого: визначають фактори, що впливають на ціну, за кожним із них проводять підбір статистичних даних, за допомогою числових рядів знаходять коефіцієнти.

На підставі моделі, побудованої в такий спосіб, практично не можна визначити вид залежності між чинниками, а також взаємозв'язок чинників, отже, не можна простежити вплив чинників на прогнозований параметр.

Гіпотетичний прогноз - полягає в оцінці прогнозованих значень під впливом поточних подій []

$$dg_j = \sum dg_{ij} + P_{ij}, \quad (2.7)$$

де dg_j и P_{ij} — можливі значення зміни прогнозного i -ого параметра та його ймовірність, якщо відбудеться j -а подія.

При наборі гіпотез

$$dg_j = \sum \sum dg_{ij} + P_{ij}f_j, \quad (2.8)$$

де: f_j — ймовірність появи j -ої події.

Цей метод дає змогу оцінити ймовірність майбутніх значень курсів і потім обчислити комерційний ризик форвардів. Обчислення, засновані на використанні апарату множинної регресії, характеризуються великим обсягом, участю спеціалістів-математиків, тривалим часом опрацювання, навіть з використанням сучасної техніки, невисокою точністю результатів. Сучасні програмні розробки, зокрема, продукт Risk Analysis (Palisade Corporation), дають змогу подолати багато з цих недоліків і користуватися цими методами, не маючи особливих математичних здібностей. Проте, на думку багатьох авторитетних людей, статистичні методи не мають великих перспектив у майбутньому.

Імітаційне моделювання. Комплексне врахування тенденцій і факторів при розрахунку валютного курсу на основі імітаційних моделей. Піонерами на пряму є Дж. Норріс і М. Еванс, які створили математичну модель, у якій валютний курс - частина загальної імітаційної моделі динаміки основних макроекономічних показників країни.

Математичне моделювання полягає в розподілі початкової схеми на блоки, які виконують певні математичні функції і пов'язані між собою потоками та зворотними зв'язками. В якості потоків розглядається рух грошових коштів спрямованих на споживання, заощадження, інвестиції, імпорт, кошти від експорту, платежі за ресурси тощо, в якості зворотних зв'язків - рівень облікових ставок, біржові індекси, інфляція, валютні курси та інші.

Моделювання фінансової системи характеризується тим, що не завжди є можливість чітко виокремити чисельні значення параметрів потоків і визначити функціональну частину блоків, тому що потоки можуть перерозподілятися від випадку до випадку та залежати від мінливих часових параметрів із накладенням чинників очікування і директивного управління з боку Національного банку. Крім безпосередньо фінансових потоків у системі є такі дані, як облікові ставки, біржові індекси, прибутковість за цінними паперами і багато іншої інформації, що впливає на ринок і відіграє в системі роль індикаторів і зворотних зв'язків.

Авторегресійні моделі прогнозування. В останні кілька років ринок криптовалют знаходиться в центрі уваги як громадськості, так і професійних трейдерів. Увага настільки велика, що здатна впливати на динаміку його ціни [14]. З огляду на високу волатильність ринку, багато моделей прогнозування, що традиційно застосовуються при аналізі інших фінансових активів, можуть давати неоднозначні результати. Розглянемо існуючі класичні підходи до прогнозування як класичних фінансових активів, так і прибутковості біткоіни.

ARMA моделі є моделями авторегресії (AR) та ковзного середнього (MA). Даний клас моделей був розроблений Боксом і Дженкінсом в 1976 р для аналізу стаціонарних часових рядів [5].

Моделлю ARMA (p,q) (де p та q - цілі числа, що визначають порядок моделі) називається наступний процес генерації тимчасового ряду $\{X_t\}$:

$$X_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i}, \quad (2.9)$$

де c — константа,

$\{\varepsilon_t\}$ — білий шум, тобто послідовність незалежних та однаково розподілених випадкових величин (за нормальним законом розподілу) з нульовим математичним очікуванням;

α_i та β_i — відповідно, коефіцієнти авто регресії та ковзного середнього.

Така модель може інтерпретуватися як лінійна модель множинної регресії, де в якості пояснюючих змінних виступають минулі значення самої залежної змінної, а в якості регресійного залишку - ковзні середні з елементів білого шуму. ARMA-процеси мають більш складну структуру в порівнянні зі схожими за поведінкою AR- або MA- процесами в чистому вигляді, але при цьому ARMA-процеси характеризуються меншою кількістю параметрів, що є однією з її переваг.

Аналіз і прогнозування часових рядів відповідно до методології Бокса-Дженкінса проводиться в чотири етапи. *Перший етап* полягає в перевірці часового ряду на стаціонарність; *другий етап* - ідентифікація моделі, тобто вибір її параметрів; *третій етап* - оцінка та перевірка на адекватність моделі; *четвертий етап* - прогнозування.

Перший етап - перевірка часового ряду на стаціонарність.

Ряд $X(t)$ називається строго стаціонарним (або стаціонарним у вузькому сенсі), якщо спільний розподіл ймовірностей m спостережень $x(t1), x(t2), \dots, x(tm)$ таке ж, як і для m спостережень $x(t1 + t), x(t2 + t), \dots, x(tm + t)$ при будь-яких $m, t1, t2, \dots, tm$.

Іншими словами, властивості строго стаціонарного ряду не повинні змінюватися з плином часу. Однак на практиці, як правило, цікавить не весь

розподіл, а тільки середні значення, дисперсії та коваріації. Тому в прикладному економетричному аналізі використовується поняття слабкої стаціонарності (або стаціонарності в широкому сенсі), яке і передбачає незмінність у часі середнього значення, дисперсії та коваріації часового ряду.

Автокореляційна функція показує ступінь тісноти статистичного зв'язку між спостереженнями часового ряду, рознесеними по часу на t періодів. Вона обчислюється за такою формулою:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{-b_k + \sum_{j=1}^{q-k} b_j b_{j+k}}{1 + b_1^2 + \dots + b_q^2}, \quad (2.10)$$

$$k = 1, \dots, q, \text{ та } \rho_k = 0 \text{ для } k > q$$

Часткова автокореляційна функція - це кореляція між x_t та x_{t-1} при виключення впливу проміжних значень x_{t-1} , x_{t-2} , ..., x_{t+1} і обчислюється за аналогією з частковим коефіцієнтом кореляції. Сутність коефіцієнтів часткової автокореляції (КЧА) доцільно пояснити на прикладі регресії

$$y_t = \phi_{12} y_{t-1} + \phi_{22} y_{t-2} + \varepsilon_t, \quad (2.11)$$

де перша цифра індексу при ϕ відображає лаг змінної, а друга цифра позначає максимальний порядок регресії.

Коррелограма та графік часткової автокореляційної функції для стаціонарного ряду повинні швидко спадати з ростом t після кількох перших значень.

Другим формальним способом перевірки часового ряду на стаціонарність є тест на наявність одиничних коренів - тест Дікі-Фуллера (DF) або розширений тест Дікі-Фуллера (ADF). Точна форма критерію значущості Дікі-Фуллера залежить від специфікації моделі, що підлягає тестуванню. Тому в загальному випадку розглядається модель:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta \cdot t + \gamma \cdot y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (2.12)$$

де Δy_t - різниця,

α, β, γ – коефіцієнти регресії;

t – часовий тренд;

ε_t – залишковий член регресії.

Перевірка гіпотези здійснюється шляхом порівняння фактичної величини t -статистики при α з відповідним табличним значенням. Якщо абсолютне значення фактичного значення t перевищить табличне на встановленому рівні значущості, нульова гіпотеза повинна бути відкинута і прийнята альтернативна гіпотеза, яка полягає у відсутності одиничних коренів і стаціонарності часового ряду.

Таким чином, як графіки автокореляційної та часткової автокореляційної функцій, так і розширений тест Дікі-Фуллера свідчать про нестационарність розглянутого часового ряду. Класичним способом приведення нестационарних рядів до стаціонарних є процес взяття послідовних різниць.

Другий етап - ідентифікація моделі

Після того як отримано стаціонарний часовий ряд, необхідно визначити параметри ARMA (p, q) моделі. Методи які використовуються для цього, не є точними, що може при подальшому аналізі привести до висновку про непридатність ідентифікованої моделі і необхідності заміни її альтернативною моделлю. Як правило, при побудові моделей часових рядів критерії якості підгонки моделей застосовуються для порівняння їх між собою. Оскільки оцінки коефіцієнтів проводяться шляхом оптимізації, фактично мова йде про вибір порядку моделі, тобто про порівняння моделей з різним числом параметрів. Традиційно, для того щоб сформулювати гіпотези про можливий порядок авторегресії AR (p) та ковзного середнього MA (q), будують автокореляційна та часткова авто кореляційної функцій стаціонарного часового ряду. На цьому етапі вельми корисними є графічні методи, а також порівняння автокореляційної та часткової автокореляційної функції із відповідними функціями відомих ARMA-процесів, наведених у табл. 2.1.

Таблиця 2.1 - ХАРАКТЕРИСТИКИ ARMA-МОДЕЛЕЙ

Модель	АКФ	ЧАКФ
Білий шум	усі нулі	усі нулі
$MA(1)$	нулі після ρ_1	спадна після ϕ_{11}
$MA(2)$	нулі після ρ_2	спадна після ϕ_{22}
$MA(q)$	нулі після ρ_q	спадна після ϕ_{qq}
$AR(1)$	геометрично спадна після ρ_1	нулі після ϕ_{11}
$AR(2)$	геометрично спадна після ρ_2	нулі після ϕ_{22}
$AR(p)$	геометрично спадна після ρ_p	нулі після ϕ_{pp}
$ARMA(1, 1)$	геометрично спадна після ρ_1	спадна після ϕ_{11}
$ARMA(p, q)$	геометрично спадна після ρ_p	спадна після ϕ_{qq}

Джерело: [10]

Третій етап - оцінка та перевірка на адекватність моделі

Кожна з моделей, обраних на попередньому етапі, перевіряється на відповідність вхідним даним, причому обирається модель з найменшою кількістю параметрів, тобто простіша модель. Неадекватності, виявлені в процесі такої перевірки, можуть вказати на необхідність коригування моделі, після чого проводиться новий цикл підбору поки не буде отримана адекватна та якісна модель.

Існує кілька критеріїв, аналіз яких дозволить оцінити, наскільки модель відповідає даним. По-перше, оцінки коефіцієнтів моделі повинні бути статистично значущі, тобто відповідні p -значення t -статистик повинні бути менше обраного порогового значення.

По-друге, залишки в моделі повинні мати нульову автокореляцію: для цього доцільно розглянути статистику Бокса-Пірса, де для відхилення нульової гіпотези про наявність автокореляції необхідно, щоб отримане значення Q було більше відповідного критичного значення; або провести LM-тест Бреуша-Годфрея на основі F -статистики.

По-третє, помилки в моделі повинні бути розподілені за нормальним законом. Значення асиметрії (Skewness), ексцесу (Kurtosis), а також статистика Жарка-Бери і відповідне їй p -значення говорять про нормальність помилок розглянутої моделі.

Після того як проведена ідентифікація стаціонарної моделі ARMA, тобто на підставі наявних спостережень прийнято рішення про значення P і q в моделі ARMA (p, q), що породжує дані, переходять до етапу оцінювання коефіцієнтів моделі.

На цьому етапі зазвичай використовується метод максимальної правдоподібності, який, в кінцевому рахунку, зводиться до методу найменших квадратів.

Традиційні моделі часових рядів, такі як модель ARMA, не можуть адекватно враховувати всі характеристики часових рядів криптовалют і вимагають розширення. Одна з характерних рис крипторинків - це властива їм невизначеність, яка змінюється в часі. Як наслідок, спостерігається «кластеризація волатильності». Тобто відбувається чередування періодів, коли біткоїн характеризується високою мінливістю та відносно спокійні періоди. Ефект кластеризації волатильності для таких крипторядів проявляється у зміні ціни та/або прибутковості як для біткоїна, так і для інших криптоактивів. Використання ARCH моделей дозволило виявити, що динаміка волатильності біткоїна підкорюється стійким закономірностям. Особливість ARCH моделі полягає в розрізненні умовних і безумовних моментів другого порядку.

У той час як безумовна матриця коваріацій для змінних може бути незмінною в часі, умовні дисперсії і коваріації часто залежать нетривіальним чином від даних в минулому. Розуміння точного характеру цієї тимчасової залежності вкрай важливо для багатьох проблем в макроекономіці і фінансах, в тому числі і для проблем крипторинку. Крім того, з точки зору отримання економетричних висновків втрата асимптотичної ефективності, через неврахування гетероскедастичності, може бути як завгодно великою. При складанні економічних прогнозів, як правило, можна використовувати більш точну оцінку невизначеності помилки прогнозу, якщо отримувати її як умовну для поточної інформаційної множини.

ARCH-модель моделює волатильність у вигляді суми базової волатильності та лінійної функції абсолютних значень останніх змін цін. При цьому рівень волатильності (стандартне відхилення прибутковості криптоінструменту) розраховується за наступною рекурсивною формулою (ARCH (q)):

$$\sigma_t^2 = \alpha + \sum_{i=1}^q b_i \varepsilon_{t-i}^2, \quad (2.12)$$

де α - константа, базова волатильність;

i - попередні зміни цін;

q - порядок моделі - кількість останніх змін ціни, що впливають на поточну волатильність;

b_i - вагові коефіцієнти, що визначають ступінь впливу попередніх змін ціни на поточне значення волатильності.

Розширенням ARCH-моделі є GARCH-модель волатильності, де на поточну волатильність впливають як попередні зміни ціни, так і попередні оцінки волатильності (так звані «старі новини»). Відповідно до цієї моделі (GARCH (p, q)) розрахунок волатильності проводиться за наступною формулою:

$$\sigma_t^2 = \alpha + \sum_{i=1}^q b_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{i=1}^p c_i \sigma_{t-i}^2 \quad (2.13)$$

де p - кількість попередніх оцінок волатильності, які впливають на поточну; c_i - вагові коефіцієнти, що визначають ступінь впливу попередніх оцінок волатильності на її поточне значення.

Високі абсолютні значення реалізації процесу в безпосередньому минулому значно збільшують умовні дисперсії в даний момент, а, отже, і умовну ймовірність появи знову високої по модулю реалізації ε_t . Навпаки, відносно невеликі значення $\varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ призводять до зниження цієї ймовірності. Таким чином, можна очікувати, що за великими значеннями знову будуть великі, за малими - малі. Викиди мають тенденцію слідувати один за іншим, формуючи періоди екстремально високої волатильності.

GARCH-модель дозволяє обійти проблему довгих лагів і великого числа параметрів, її застосування успішно ідентифікує товсті хвости та кластеризації волатильності. Проста структура GARCH-моделі істотно обмежує динаміку тимчасового ряду, але має низку недоліків. Перший пов'язаний з тим, що GARCH-модель ігнорує кореляцію між ε_t та σ_{t+1}^2 . Другий недолік процесів типу GARCH стосується неузгодженості різних визначень стаціонарності. Обмеження області допустимих значень параметрів α і β створюють труднощі при оцінюванні GARCH моделі. Модель GARCH можна модифікувати, щоб врахувати і деякі інші особливості. У експоненційній GARCH-моделі (EGARCH), запропонованої Нельсоном σ_t^2 залежить як від абсолютного розміру, так і від знака лагу залишків. А саме:

$$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \left(1 + \sum_{i=1,q} \alpha_i L^i\right) \left(1 - \sum_{j=1,p} \beta_j L^j\right)^{-1} \left\{ \theta_{z_{i-1}} + \gamma [|z_{i-1}| - E|z_{i-1}|] \right\}, \quad (2.14)$$

Серед недоліків цієї моделі можна виділити зайву чутливість умовної дисперсії до викидів.

Четвертий етап - прогнозування та оцінка прогнозу.

Прогнозування є кінцевою метою побудови ARMA-моделей. На практиці, як правило, невідомі точні значення коефіцієнтів моделі і робота ведеться з їх оцінками, що додає додаткову невизначеність в прогноз. Нині існує велика кількість економетричних комп'ютерних пакетів, які коректно розраховують дисперсію помилок прогнозу, враховуючи невизначеність в коефіцієнтах.

Рекомендується будувати прогноз на невелику кількість проміжків вперед, так як з дедалі більшим зануренням в майбутнє сукупна помилка моделі накопичується. Іншими словами, кожне наступне прогнозне значення містить все більше похибок, ніж попереднє.

РОЗДІЛ 3

ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ ДОХІДНОСТІ КРИПТОВАЛЮТ

Завдання авторегресійного моделювання - зменшити кількість збиткових сигналів, не втративши більшу частину прибуткових. Для кожного отриманого сигналу відбір моделей і побудова прогнозу проводилися за схемою прогнозування на основі авто регресійних моделей, описаної у другому розділі.

Розрахунки та побудова графічних об'єктів проведені за допомогою програмного середовища RStudio, який надає простий та тонкий інструментарій обробки та візуалізації часових рядів, дозволяє виконувати авторегресійний аналіз, будувати прогнози. Для проведення розрахунків були обрані чотири криптовалюти: біткоїн (BTC), ефіріум (ETH), ріпл (XRP) та догікоїн (DOGE).

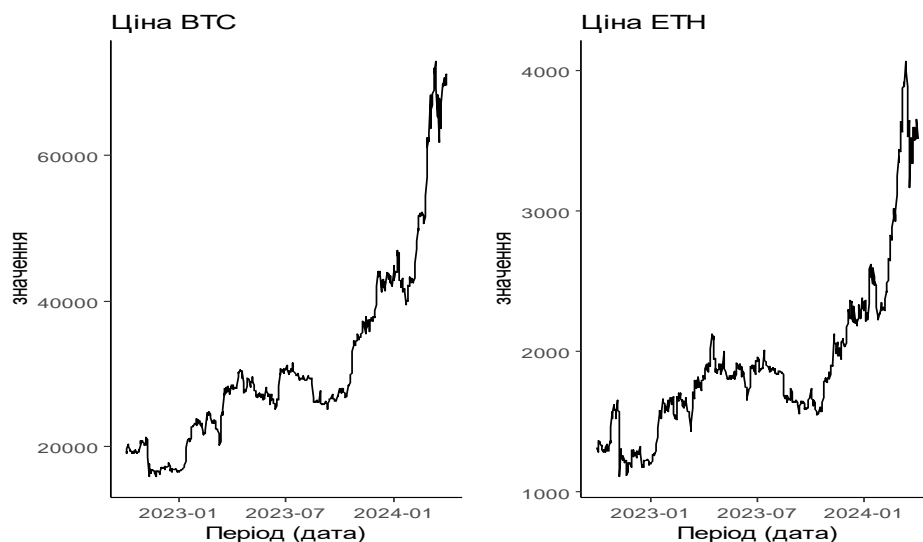


Рисунок 3.1 - Динаміка цін монет біткоїн (BTC) та ефіріум (ETH) за період з 01.10.2022 р. по 01.04.2024р.

Джерело: побудовано автором на основі [3]

Як видно з рис. 3.1 загальна тенденція в динаміці біткоїна та ефіріуму дуже схожі. Така ж варіативність характерна і для монет догекоїн за цей же

період, які наведені на рис. В.1 Додатку В. А ось для монети ріпл (рис. В.1) видно, що суттєво її тенденція відрізняється від інших коїнів. Це можна пояснити тим що за своїми технологічними якостями вона не завжди повторює динаміку крипто ринку в цілому.

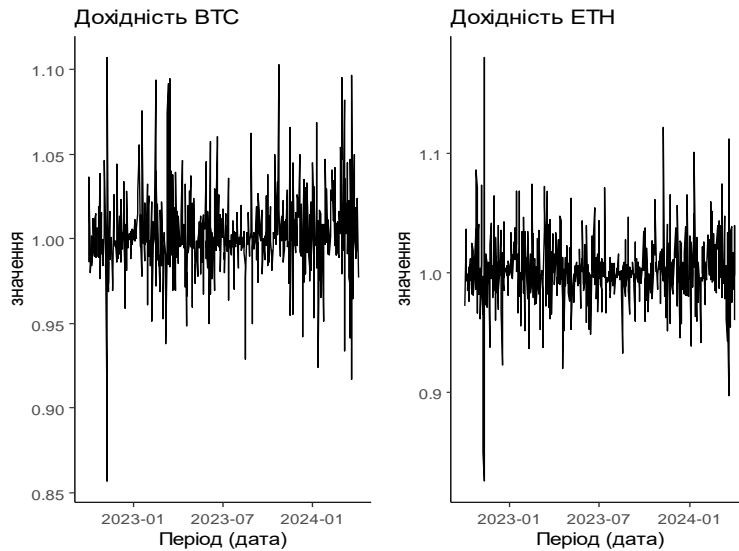


Рисунок 3.2 – Дохідність монет біткоїн (BTC) та ефіріум (ETH) за період з 01.10.2022 р. по 01.04.2024р.

Джерело: побудовано автором на основі [3]

За наведеними графіками (рис. 3.1 та рис. В.1) можна зробити висновок що часові ряди цін цих монет є нестационарними, оскільки видно трендові залежності. Графік стаціонарного ряду повинен коливатися поблизу константи. На рис. 3.2 та рис. В.2 видно, що ряди дохідності обраних монет (біткоїн, ефіріум, догекоїн та ріпл) схожі на стаціонарні. Тому надалі роботі ми будемо використовувати прибутковості цих валют (за той же період з 01.10.2022 р. по 01.04.2024р), яка була розрахована наступним чином:

$$r_t = \frac{P_t}{P_{t-1}}, \quad (3.1)$$

де r_t – щоденна дохідність криптовалюти в момент часу t ;

P_t, P_{t-1} – ціна криптоактиву відповідно в моменти часу t та $t-1$.

Для будь-якого часового ряду можна знайти деякі числові характеристики. Аналогічно методам математичної статистики, для часового ряду, як і для будь-якої вибірки, знаходять основні моменти. Для аналізу часових рядів найважливішими моментами є математичне сподівання, дисперсія, коваріація. Часовий ряд є стаціонарним, якщо [9]:

- математичне сподівання $\mu_t = \mu < \infty$ для всіх $t = 1, \dots, T$;
- дисперсія $D(y_t) = \gamma_0 < \infty$ для всіх $t = 1, \dots, T$;
- автоковаріація j -того порядку $\text{cov}(y_t, y_{t-j}) = \gamma_j < \infty$ для всіх $t = 1, T, j=1, 2, 3, \dots$.

Порівняємо результати описової статистики для обраних монет за допомогою функції `describe` (з пакету `psych`).

```
> lag %>% select(btcClose, ethClose, xrpClose, dogeClose,
+               lnBTC, lnETH, lnXRP, lnDOGE,
+               BTC2, ETH2, XRP2, DOGE2) %>%
+   describe()
```

	vars	n	mean	sd	median	trimmed	mad	min	max	range	skew	kurtosis	se
btcClose	1	548	31245.22	12751.92	27778.73	29329.80	9081.18	15787.28	73083.50	57296.22	1.43	1.81	544.74
ethClose	2	548	1903.02	579.64	1807.39	1812.05	339.70	1100.17	4066.45	2966.28	1.63	2.80	24.76
xrpClose	3	548	0.51	0.10	0.50	0.50	0.11	0.33	0.82	0.49	0.36	-0.39	0.00
dogeClose	4	548	0.08	0.03	0.08	0.08	0.01	0.06	0.22	0.16	2.75	8.71	0.00
lnBTC	5	548	10.28	0.36	10.23	10.26	0.33	9.67	11.20	1.53	0.53	-0.10	0.02
lnETH	6	548	7.51	0.27	7.50	7.49	0.19	7.00	8.31	1.31	0.77	0.72	0.01
lnXRP	7	548	-0.70	0.20	-0.68	-0.70	0.23	-1.10	-0.20	0.90	-0.04	-0.73	0.01
lnDOGE	8	548	-2.53	0.24	-2.55	-2.56	0.17	-2.85	-1.51	1.34	1.71	3.68	0.01
BTC2	9	548	1.00	0.03	1.00	1.00	0.02	0.86	1.11	0.25	0.22	4.66	0.00
ETH2	10	548	1.00	0.03	1.00	1.00	0.02	0.83	1.18	0.36	0.10	6.81	0.00
XRP2	11	548	1.00	0.05	1.00	1.00	0.02	0.82	1.73	0.91	7.54	116.13	0.00
DOGE2	12	548	1.00	0.05	1.00	1.00	0.03	0.79	1.45	0.66	1.96	16.48	0.00

Рисунок 3.3 – Статистичні характеристики часових рядів фактичних цін (`btcClose`, `ethClose`, `xrpClose`, `dogeClose`), логарифмічних цін (`lnBTC`, `lnETH`, `lnXRP`, `lnDOGE`) та прибутковостей (`BTC2`, `ETH2`, `XRP2`, `DOGE2`) чотирьох монет за період з 01.10.2022 р. по 01.04.2024р.

Джерело: побудовано автором

Таким чином, стаціонарний часовий ряд повинен мати сталі та скінченні математичні сподівання та дисперсію для кожного періоду часу. Як видно з рис. 3.3 такі властивості (сталість числових характеристик) притаманні дохідності криптовалют яка була розрахована за формулою 3.1.

Також стаціонарний часовий ряд повинен мати сталу і скінченну автоковаріацію будь-якого порядку в усі моменти часу. Висновок про не стаціонарність ряду дохідності криптовалют можна зробити на основі корелограми (рис. В.5 та рис. В.6 з Додатку В) та результатами теста Дікі-

Фуллера (ADF-критерій). Проведемо ADF- тест для рядів цін та дохідності біткоіна (рис. 3.4), ефіріума, догекоін та ріпл (рис.В.4).

```
> adf.test(lag_train$btcclose)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: lag_train$btcclose
Dickey-Fuller = -0.059872, Lag order = 8, p-value = 0.99
alternative hypothesis: stationary

> adf.test(lag_train$BTC2)

Augmented Dickey-Fuller Test

data: lag_train$BTC2
Dickey-Fuller = -7.1189, Lag order = 8, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary
```

Рисунок 3.4 — Результати проведення розширеного тесту Дікі-Фуллера для рядів ціни та дохідності біткоіна

Джерело: складено автором

Згідно рис. 3.4, статистика тесту відповідно складає дорівнює -0,0598 та -7,1189. Значення p-value для даних ціни біткоіна складає 0,99, тобто це більше за порогове значення 0,05, отже це означає що приймається альтернативна гіпотеза, тобто цей ряд є нестационарним. А для ряду дохідності це значення складає 0,01, отже приймається нульова гіпотеза про стаціонарність. Аналогічні висновки щодо стаціонарності рядів цін та дохідності ефіріума, догекоін та ріпл можна отримати за результатами ADF-критерія які наведені на рис. В.4 в Додатку В.

Після того як отримано стаціонарний часовий ряд, необхідно визначити параметри ARMA (p, q) моделі. Для цього для кожної модифікації моделі проводиться оцінка параметрів і перевірка значущості за Z-критерієм. Нульова гіпотеза полягає в тому, що фактор не значущий, і його необхідно відкинути. Далі модель перевіряємо на автокореляцію за допомогою Q- статистики. Потім проводиться перевірка на гетероскедастичність. Нульова гіпотеза полягає в тому, що дисперсія залишків неоднорідна. В результаті залишаться моделі які пройшли перевірку на значимість, відсутність автокореляції та гетероскедастичності.

Для прикладу розглянемо сигнал на продаж виявлений 27.03.2024 р.. Сигнал виявився прибутковим для усіх чотирьох криптовалют (табл.. Г.1 Додаток Г). Для побудови моделі були обрані 516 спостережень, що передують цій даті. Далі за моделями, які пройшли відбір (тестова вибірка з 27 спостережень) будувався прогноз з метою обрання моделі з найкращою прогнозною здатністю. А потім на її основі будувався прогноз на п'ятиденний період після надходження сигналу.

Таблиця 3.1 - Періоди для прогнозування за обраним сигналом 27.03.2024 р.

Період для побудови моделі (навчальна вибірка)	Період для перевірки прогнозних якостей моделі (тестова вибірка 1)	Період прогнозу (тестова вибірка 2)
01.10.2022- 01.03.2024	01.03.2024– 27.03.2024	28.03.2024 - 01.04.2024

Джерело: розраховано автором самостійно

На основі навчальної вибірки експериментальним шляхом було протестовано наступні моделі: ARIMA(1,1,1), ARIMA(1,0,1), ARIMA(1,1,2), ARIMA(2,1,0), ARIMA(2,0,1), ARIMA(2,1,1), ARIMA(2,1,2), ARIMA (2,0,2). Після проведення низки експериментів, були відібрані наступні моделі:

- ARIMA(1,0,1) для рядів дохідності біткоіна та ефіріума,
- ARIMA(2,0,1) для рядів дохідності ріпл та догекоін.

Ці моделі за інформаційними критеріями Акайка виявились найкращими для ряду дохідності кожної з чотирьох монет.

На відібраних моделях будуємо прогноз на наступні 27 днів. Прогноз моделі на період 01.03.2024– 27.03.2024: прогнозна здатність моделі визначалася найменшою помилкою прогнозу в порівнянні з фактичними даними. Графік залишків, автокореляційна функція та гістограма розподілу залишків моделі ARIMA(1,0,1) для дохідності біткоіна наведено на рис. 3.5. Прогноз розглянутої моделі виявився точнішим за інших. Для інших криптовалют аналогічна візуалізація результатів дослідження прогнозних якостей моделей наведено в Додатку Д.

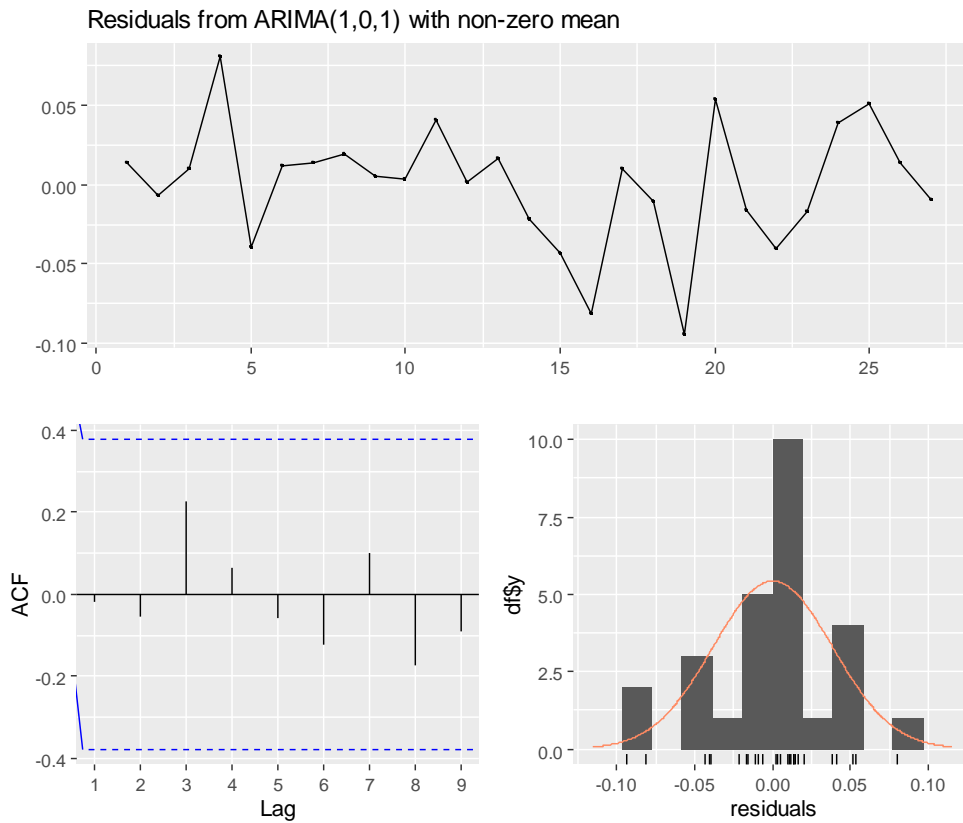


Рисунок 3.5 — Перевірка якості залишків моделі ARIMA(1,0,1) на тестовій вибірці дохідності біткоїна (період 01.03.2024– 27.03.2024)

Джерело: розраховано автором самостійно

Отримуємо модель виду ARIMA($p,0,q$). Виконуємо оцінку параметрів p і q моделі ARMA(p,q), яка складається з моделей AR(p) і MA(q). Для цього найпростіше скористатися PACF і ACF, відповідно. Якщо вибіркова ACF швидко відсікається, а PACF експоненціально прямує до нуля, то в моделі повинні бути присутні доданки MA(q). Якщо ж вибіркова PACF швидко відсікається, а ACF прямує до нуля, то в моделі повинні бути присутні доданки AR(p). У випадку, якщо ACF і PACF прямують до нуля, то в модель включаються доданки обох типів. Порядок моделі AR(p) відповідає номеру останнього ненульового коефіцієнта PACF, а моделі MA(q) - номеру останнього ненульового коефіцієнта ACF.

Будуємо прогноз по моделі на наступні 5 днів (період 28.03.2024 - 01.04.2024): в результаті прогноз по моделі не підтвердив отриманий сигнал - прогнозується зростання індексу, а фактичні дані демонструють зниження.

Даний приклад демонструє помилковий прогноз економетричної моделі при правильному сигналі технічного аналізу (ситуація № 2 в табл.3.2).

Таблиця 3.2 - Можливі ситуації прогнозування

№ ситуації	Сигнал підтверджується фактичними даним	Модель підтверджує сигнал
1	+	+
2	+	-
3	-	-
4	-	+

Джерело: розраховано автором

Перевірка інших 43 отриманих сигналів проводилась аналогічним чином.

При застосуванні представленої методики можливо отримати 4 типи ситуацій. При розгляді 43 сигналів, отриманих індикаторами технічного аналізу, 36 сигналів виявилися прибутковими, 7 - збитковими. Модель підтвердила 32 прибуткових сигнали та лише 1 збитковий, відкинула 4 прибуткових і 6 збиткових.

Переважання прибуткових сигналів технічного аналізу говорить про ефективність його використання на розглянутих даних.

Таблиця 3.3 - Результати застосування технічного аналізу

Інструмент	Прибуткові сигнали		Збиткові сигнали	
	шт	%	шт	%
Індикатори технічного аналізу	36	84	1	14

Джерело: розраховано автором самостійно

Таблиця 3.4 - Результати застосування моделей економетрики

Інструмент	Підтвержені прибуткові сигнали		Підтвержені збиткові сигнали		Не підтвержені прибуткові сигнали		Не підтвержені збиткові сигнали	
	шт	%	шт	%	шт	%	шт	%
Авторегресійні моделі	32	89	1	14	4	11	6	86

Джерело: розраховано автором

За результатами застосування авторегресійних моделей переважна більшість прибуткових сигналів підтверджено, а збиткових - відкинуто.

Отже, поєднання методів технічного аналізу та авто регресійних моделей дозволяє робити короткострокові прогнози криптовалют більш точними. При цьому базою для отримання сигналів є індикатори технічного аналізу, а моделі економетрики сприяють поліпшенню якості прогнозу, виступаючи допоміжним інструментом.

ВИСНОВКИ

Блокчейн, як основа криптовалют останнім часом створюють технологічний бум на світовому ринку. Біткойн – це перша децентралізована криптовалюта, створена в 2009 році. Аналіз часових рядів таких криптоактивів є новою галуззю досліджень, що розвивається в наш час. Це може допомогти людям краще зрозуміти інвестиції в криптовалюти, характер їх волатильності найближчими роками. Їх аналіз дає глибоке розуміння процесу прогнозування цін та дохідності за допомогою часових рядів. При порівнянні декількох альтернативних одновимірних і багатовимірних моделей для прогнозування ціни шести найбільш капіталізованих серій: Bitcoin, Ethereum, Lite coin, Ripple, Dash та Monero. Ми порівнюємо одновимірні авторегресійні моделі з одновимірними лінійними регресійними моделями на основі великого набору криптопредикторів. Предиктори включають фінансові активи, такі як ціни на акції, обсяг і волатильність. Ми також виконуємо коінтеграцію між різними криптовалютами, щоб побачити, як ціна однієї криптовалюти впливає на інші. Це може допомогти людині розібратися в торгових парах і інвестувати відповідно до них.

У роботі розглянуті в якості інструментів авторегресійні моделі для короткострокового прогнозування цін та дохідності криптовалют, зокрема біткоіна, ефіріума, ріпл та догекоіна. Представлений підхід обчислення підтверджує прогнози, яка полягає у виявленні торгових сигналів за допомогою розрахунку дохідності та їх перевірки через відбір авторегресійних моделей за найкращою прогнозною здатністю і побудови короткострокового прогнозу.

В практичній частині роботи були використані дані цін закриття денних торгів біткоіна, ефірі ума, догекоіна та ріплл за період з 01.03.2022р.

по 01.04.2024р.. При вивченні даних біткоіна були виявлені такі особливості як нестаціонарність, волатильність, розподіл з товстими хвостами.

У практичній частині проаналізовані методи короткострокового прогнозування даних чотирьох криптовалют із застосуванням авторегресійного аналізу. Аналітичним шляхом було виявлено, що індикатори технічного аналізу, дають досить точні сигнали на покупку/продаж. Розрахунки показали можливість поліпшення цих сигналів за допомогою отриманих моделювання.

Результатом, який демонструє прикладну значимість застосування апарату економетричного моделювання, перш за все, є 7 збиткових сигналів відкинутих моделлю. Отже, застосування моделей дозволило убезпечити від можливого збитку.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Blockchain & crypto. Учбова платформа Binance Academy. URL: <https://academy.binance.com/en> (дата звернення 20.04.2024 р.)
2. Coinmarketcap. Офіційний сайт крипторинку. URL: <https://coinmarketcap.com/> (дата звернення 20.04.2024 р.)
3. Міністерство цифрової трансформації України URL: <https://thedigital.gov.ua/> (дата звернення 20.04.2024 р.)
4. Armstrong J.S., Green K.C., Graefe A. Golden Rule of Forecasting: Be Conservative. *Journal of Business Research* in 2015. URL: <https://www.kestencgreen.com/GoldenRule.pdf> (дата звернення 20.04.2024 р.)
5. Офіційне Міжнародне об'єднання Форекс трейдерів URL: <https://tradersunion.com/> (дата звернення 20.04.2024 р.)
6. Harwick C. Cryptocurrency and the problem of intermediation. *Independent Review*. 2016, 20(4). Pp. 569–588.
7. Zheshi Chen, Chunhong Li and Wenjun Sun. Bitcoin price prediction using machine learning: An approach to sample dimension engineering. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, v. 365, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2019.112395> (дата звернення 20.04.2024 р.)
8. Renevier S. How To Use The Theory That Made George Soros An Investing Legend. 2023. <https://finimize.com/content/how-use-theory-made-george-soros-investing-legend> (дата звернення 20.04.2024 р.)
9. Присенко Г.В., Равікович Є. І. Прогнозування соціально-економічних процесів : Навч. посіб. Київ. нац. екон. ун-т. - К., 2005
10. Solana. Офіційний сайт монети Solana. URL: <https://solana.com/>(дата звернення 20.04.2024 р.)
11. Cardano. Офіційний сайт монети Cardano. URL: <https://cardano.org/> (дата звернення 20.04.2024 р.)
12. Yahoo finance. Довідник фінансової інформації. URL:

<https://finance.yahoo.com/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

13. Kristoufek, L. *Bitcoin meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the relationship between phenomena of the Internet era.* *Sci Rep* 3, 3415 (2013). URL: <https://doi.org/10.1038/srep03415> (дата звернення 20.04.2024 р.)

14. Chainlink. Офіційний сайт криптовалюти Chainlink. URL: <https://chain.link/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

15. Near Protocol. Офіційний сайт криптовалюти Near Protocol. URL: <https://near.org/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

16. Blockchain Офіційний сайт системи блокчейн. URL: <http://blockchain.info/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

17. Coinbase. Офіційний сайт крипто ринку. <https://www.coinbase.com/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

18. Муджирі Є. Україна увійшла до топ-3 лідерів з використання криптовалюти у світі. 2022. URL: <https://speka.media/ukrayina-uviiisla-v-top-3-lideriv-z-vikoristannya-kriptovalyuti-u-sviti-ply109> (дата звернення 20.04.2024 р.)

19. Baydakova A. Ukraine's revenue agency has published guidance for taxpayers to report their cryptocurrency holdings. URL: <https://www.coindesk.com/policy/2020/03/04/ukrainian-taxpayers-will-now-have-to-report-crypto-holdings/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

20. Офіційний сайт монети Dogecoin URL: <https://dogecoin.com/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

21. Офіційний сайт монети Stellar URL: <https://stellar.org/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

22. Офіційний сайт монети Ripple URL: <https://xrpl.org/> (дата звернення 20.04.2024 р.)

23. Наконечний С. І., Терещенко Т.О., Романюк Т. П. Економетрія: Підручник. вид. 3-тє, доп. та перероб. к.: КНЕУ, 2004. 520 с.

24. Вітлінський В.В., Тарасова Л.Г., Савіна С.С. Математичне програмування і дослідження операцій: навч. посіб. К.: КНЕУ, 2014. 347 с.
25. Криптоактиви: міфи vs факти та потенційний вплив на монетарну сферу. Михайло Ребрик, звіт НБУ[Електронний ресурс]. URL: https://bank.gov.ua/admin_uploads/article/Rebryk_2021-29-05.pdf?v=4 (дата звернення 20.04.2024 р.)
26. В.Д. Дербенцев, Г.І. Великоіваненко, Н.В. Даценко. Застосування методів машинного навчання до прогнозування часових рядів криптовалют. Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці. 2019. № 8. С. 65-93. URL: <https://nfmts.kneu.ua/archive/2019/8.04> (дата звернення 20.04.2024 р.)
27. Данильчук Г.Б., Кібальник Л.О., Ковтун О.А. Моделювання та аналіз сучасного стану ринку криптовалют. URL: https://lib.iitta.gov.ua/723691/1/tezy_Kovtun_1__1.pdf (дата звернення 20.04.2024 р.)
28. Безкоровайний В. С., Дербенцев В. Д. Моделювання динаміки ринку криптовалют. URL: https://ir.kneu.edu.ua/bitstream/handle/2010/32011/mise_18_96_2.pdf (дата звернення 20.04.2024 р.)
29. What Is Cryptocurrency: Types, Benefits, History and More. 2022. URL: <https://www.simplilearn.com/tutorials/blockchain-tutorial/what-is-cryptocurrency> (дата звернення 20.04.2024 р.)
30. Pratik Gandhi, 7 libraries that help in time-series problems, 2021. URL: <https://towardsdatascience.com/7-libraries-that-help-in-time-series-problems-d59473e48ddd> (дата звернення 20.04.2024 р.)

ДОДАТКИ

Додаток А

Таблиця А.1— Перелік перевірок за «Золотим правилом» з прикладами зменшення кількості помилок (мовою оригінала)

Guideline	ErrorReductio		
	n N	n	%
1. Problem formulation			
1.1 Use all important knowledge and information by...			
1.1.1 ! selecting evidence-based methods validated for the situation	7	3	18
1.1.2 ! decomposing to best use knowledge, information, judgment	17	9	35
1.2 Avoid bias by...			
1.2.1 ! concealing the purpose of the forecast	—		
1.2.2 ! specifying multiple hypotheses and methods		—	
1.2.3 ! obtaining signed ethics statements before and after forecasting		—	
1.3 ! Provide full disclosure for independent audits, replications, extensions		1	
2. Judgmental methods			
2.1 ! Avoid unaided judgment	2	1	45
2.2 ! Use alternative wording and pretest questions		—	
2.3 ! Ask judges to write reasons against the forecasts	2	1	8
2.4 ! Use judgmental bootstrapping	11	1	6
2.5 ! Use structured analogies	3	3	57
2.6 ! Combine independent forecasts from judges	18	10	15
3. Extrapolation methods			
3.1 ! Use the longest time-series of valid and relevant data		—	
3.2 ! Decompose by causal forces	1	1	64
3.3 Modify trends to incorporate more knowledge if the...			
3.3.1 ! series is variable or unstable	8	8	12
3.3.2 ! historical trend conflicts with causal forces		1	1
31			
3.3.3 ! forecast horizon is longer than the historical series	1	1	43
3.3.4 ! short and long-term trend directions are inconsistent		—	
3.4 Modify seasonal factors to reflect uncertainty if...			
3.4.1 ! estimates vary substantially across years	2	2	4
3.4.2 ! few years of data are available	3	2	15
3.4.3 ! causal knowledge is weak		—	
3.5 ! Combine forecasts from alternative extrapolation methods, data	1	1	16
4. Causal methods			
4.1 ! Use prior knowledge to specify variables, relationships, and effects	1	32	
4.2 ! Modify effect estimates to reflect uncertainty	1	1	5
4.3 ! Use all important variables	5	4	45
4.4 ! Combine forecasts from dissimilar models	5	5	22
5. ! Combine forecasts from diverse evidence-based methods	15	14	15
6. ! Avoid unstructured judgmental adjustments to forecasts	4	1	64
Totals and Unweighted Average	109	70	31

* N: Number of papers with findings on effect direction.

n: Number of papers with findings on effect size. %: Average effect size (geometric mean)

Джерело: використано з [4]

Таблиця Б.1 — Топ-15 дешевих та перспективних криптовалют

Криптовалюта	Індустрія/Галузь	Загальний бал
Dogecoin	Платежі, мем-коін	9.5
Basic Attention Token	Блокчейн-реклама	9.4
TRON	Блокчейн платформа	9.1
Stellar	Платежі	8.9
RavenCoin	Блокчейн	8.8
Zilliqa	Рішення для масштабування	8.4
ChiliZ	Фанатський токен	8.3
Shiba Inu	Платежі, мем-коін	7.9
Hedera	Блокчейн рішення для бізнесу	7.8
Ripple	Платежі	7.7
Tamadoge	P2E-гра	7.3
Beam	Гральна інвестиційна платформа	7.3
Decentraland	Віртуальна реальність	6.9
Ren	Перекази між блокчейнами	6.8
The Sandbox	Контент-платформ	6.7

Джерело: використано з [17]

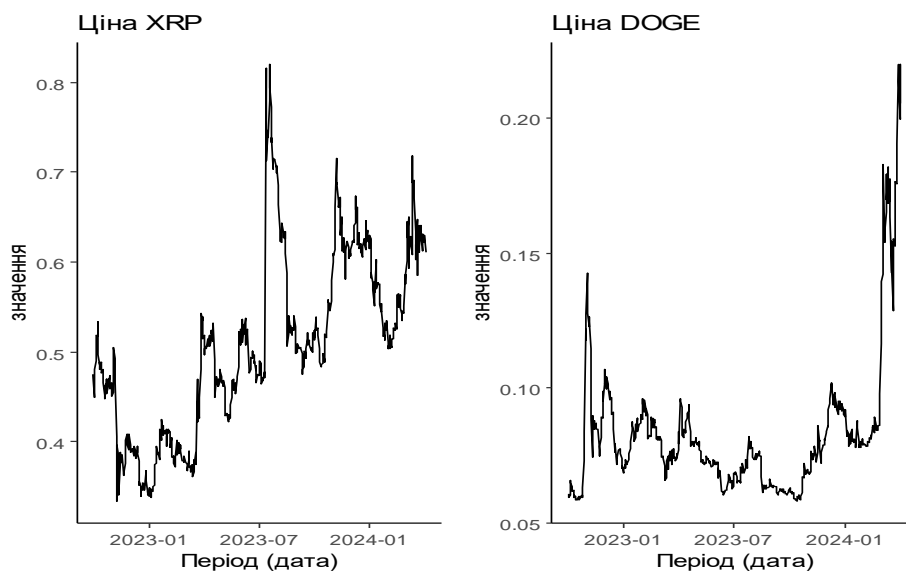


Рисунок В.1 – Динаміка цін монет ріпл (XRP) та догікоїн (DOGE) за період з 01.10.2022 р. по 01.04.2024р.

Джерело: розраховано автором в RStudio

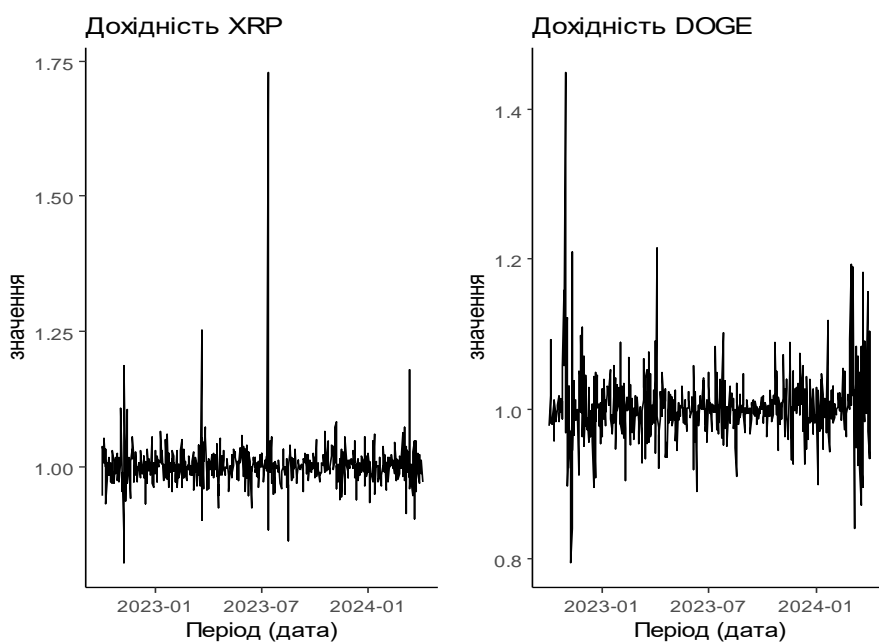


Рисунок В.2 – Дохідність монет ріпл (XRP) та догікоїн (DOGE) за період з 01.10.2022 р. по 01.04.2024р.

Джерело: розраховано автором в RStudio

Продовження Додатку В

```

> adf.test(lag$ethClose)
Augmented Dickey-Fuller Test
data: lag$ethClose
Dickey-Fuller = -1.2554, Lag order = 8, p-value = 0.8935
alternative hypothesis: stationary
> adf.test(lag$ETH2)
Augmented Dickey-Fuller Test
data: lag$ETH2
Dickey-Fuller = -7.6986, Lag order = 8, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

> adf.test(lag$xrpcClose)
Augmented Dickey-Fuller Test
data: lag$xrpcClose
Dickey-Fuller = -3.6393, Lag order = 8, p-value = 0.02891
alternative hypothesis: stationary
> adf.test(lag$XRP2)
Augmented Dickey-Fuller Test
data: lag$XRP2
Dickey-Fuller = -8.1714, Lag order = 8, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

> adf.test(lag$dogeClose)
Augmented Dickey-Fuller Test
data: lag$dogeClose
Dickey-Fuller = -0.57834, Lag order = 8, p-value = 0.9783
alternative hypothesis: stationary
> adf.test(lag$DOGE2)
Augmented Dickey-Fuller Test
data: lag$DOGE2
Dickey-Fuller = -8.2151, Lag order = 8, p-value = 0.01
alternative hypothesis: stationary

```

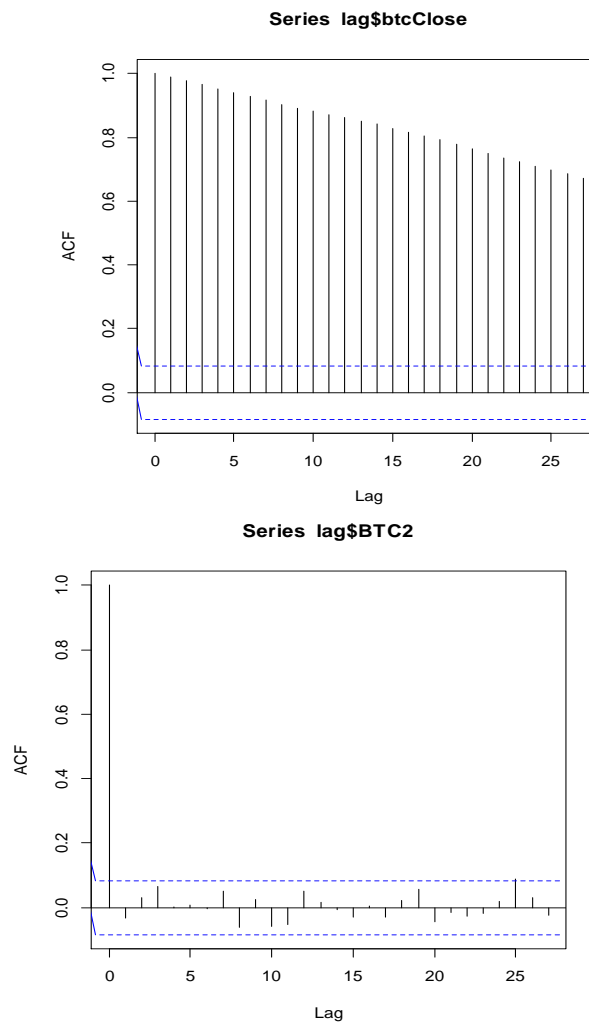
А)

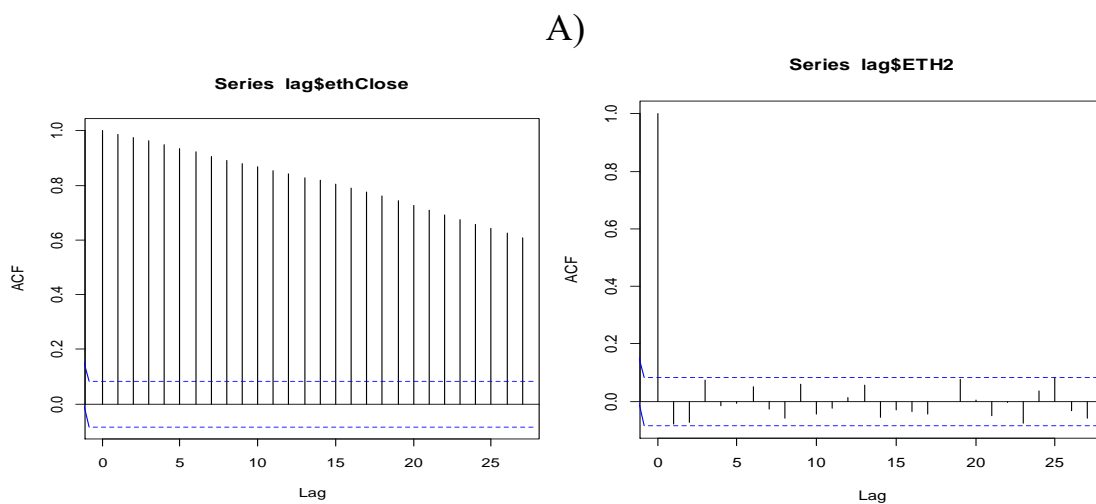
Б)

В)

Рисунок В.4 — Результати проведення розширеного тесту Дікі-Фуллера для рядів ціни та дохідності ефіріума (А), догекоін (Б) та ріпл (В)

Джерело: розраховано автором в RStudio





Б)

Рисунок В.5 — Автокореляційна функція рядів ціни (лівий) та дохідності (правий) біткоіна (А) та ефіріума (Б)

Джерело: розраховано автором в RStudio

Продовження Додатку В

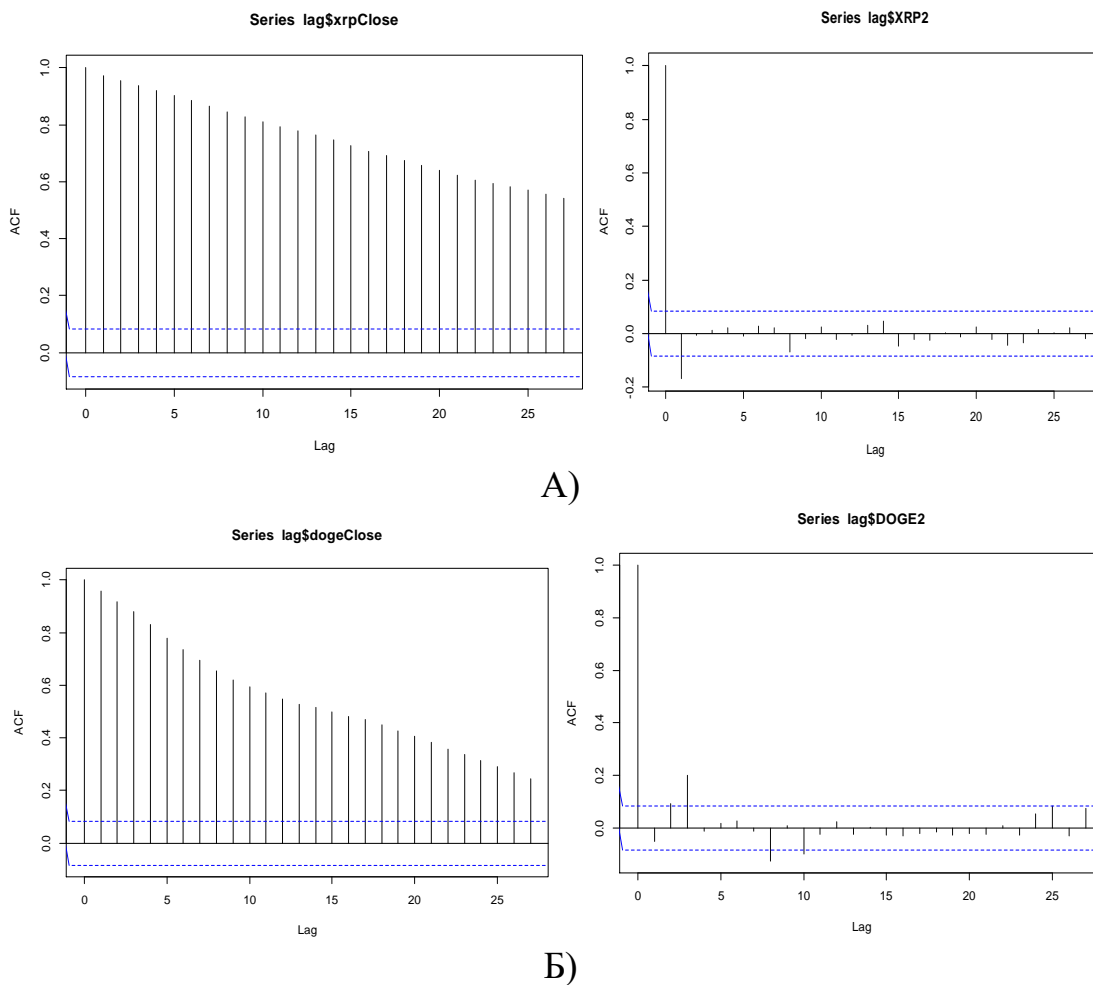


Рисунок В.6 — Автокореляційна функція рядів ціни (лівий) та дохідності (правий) догекоїн (А) та ріпл (Б)

Джерело: розраховано автором в RStudio

Продовження Додатку В

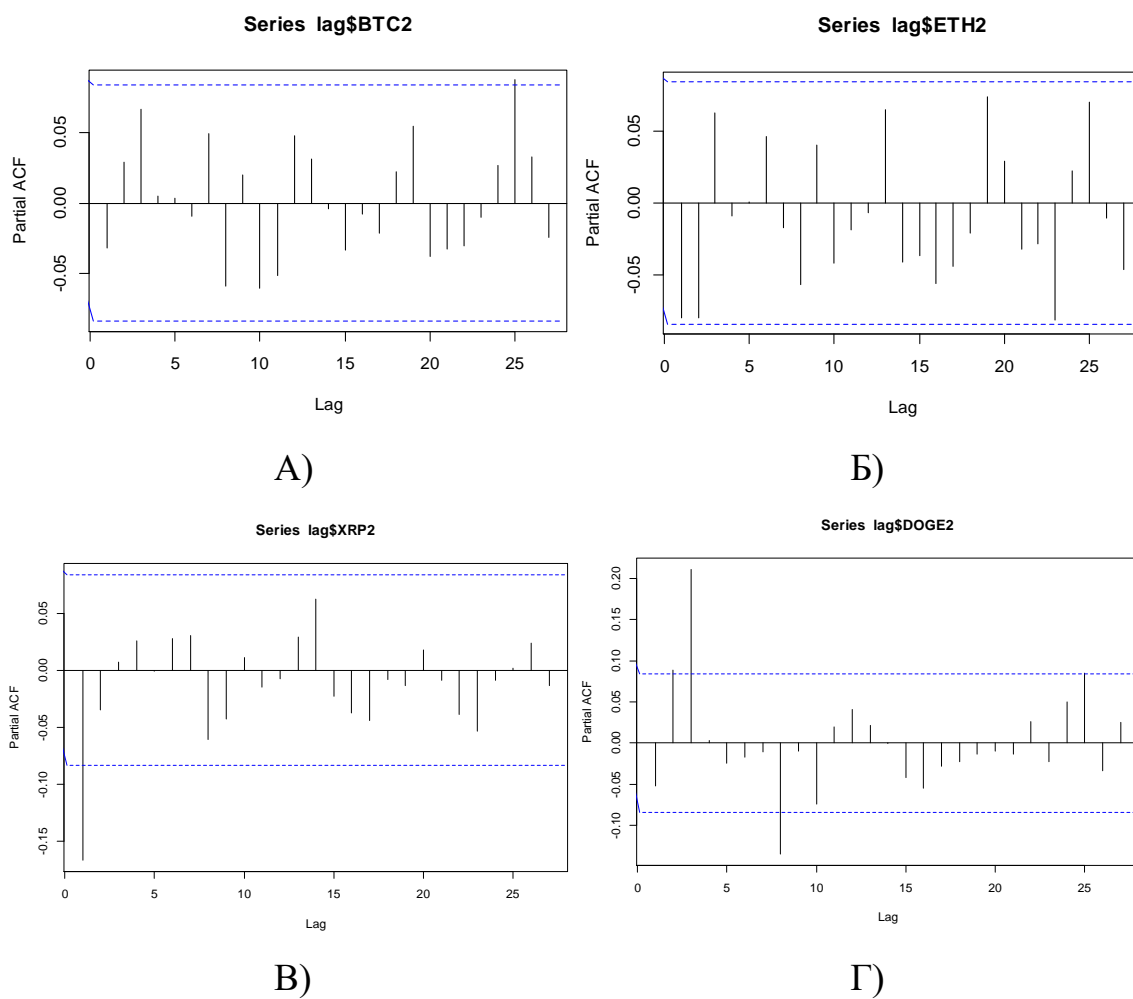


Рисунок В.7 — Часткова автокореляційна функція дохідності біткоіна (А), ефіріума (Б), догекоін (В) та ріпл (Г)

Джерело: розраховано автором в RStudio

Додаток Г

Таблиця Г.1 — Дохідності біткоіна, ефіріума, догекоін та ріпл за тестовий період з 01.03.2024р. по 01.04.2024 р.

```

> lag[lag$date >= "2024-03-01", c("date", "BTC2", "ETH2", "XRP2", "DOGE2")]
      Date      BTC2      ETH2      XRP2      DOGE2
518 2024-03-01 1.0202987 1.0278685 1.0265467 1.1909118
519 2024-03-02 0.9934212 0.9962143 1.0713768 1.0183724
520 2024-03-03 1.0183383 1.0201469 0.9724293 1.0824298
521 2024-03-04 1.0817359 1.0399428 1.0367757 1.1889935
522 2024-03-05 0.9337160 0.9792121 0.9119688 0.8415997
523 2024-03-06 1.0361373 1.0743360 1.0326395 1.0250362
524 2024-03-07 1.0123842 1.0144326 1.0267389 1.0020914
525 2024-03-08 1.0205394 1.0045720 0.9893911 1.0456992
526 2024-03-09 1.0029105 1.0060014 0.9997588 1.0830738
527 2024-03-10 1.0076046 0.9912587 0.9784933 0.9488338
528 2024-03-11 1.0449743 1.0477307 1.1801417 1.0708863
529 2024-03-12 0.9910901 0.9788090 0.9584603 0.9240458
530 2024-03-13 1.0224144 1.0065784 1.0039828 1.0060305
531 2024-03-14 0.9769181 0.9692205 0.9696317 1.0483099
532 2024-03-15 0.9720880 0.9619071 0.9459227 0.9204929
533 2024-03-16 0.9410888 0.9431466 0.9515935 0.8721873
534 2024-03-17 1.0470872 1.0339363 1.0268166 1.0840217
535 2024-03-18 0.9876879 0.9658391 1.0457551 0.9309467
536 2024-03-19 0.9165664 0.8975644 0.9025210 0.8959791
537 2024-03-20 1.0969250 1.1126719 1.0474316 1.1822292
538 2024-03-21 0.9643329 0.9941931 1.0466037 1.0204092
539 2024-03-22 0.9738496 0.9543935 0.9535782 0.9833282
540 2024-03-23 1.0044441 1.0008717 1.0108798 1.0593636
541 2024-03-24 1.0495139 1.0353781 1.0248609 1.0907782
542 2024-03-25 1.0405246 1.0394390 1.0127719 0.9938454
543 2024-03-26 1.0004149 0.9990590 0.9863018 1.0405949
544 2024-03-27 0.9923916 0.9756405 0.9679100 1.0429841
545 2024-03-28 1.0185675 1.0174791 1.0205731 1.1561814
546 2024-03-29 0.9879550 0.9861040 1.0099207 0.9701667
547 2024-03-30 0.9964585 0.9989003 0.9858676 0.9341565
548 2024-03-31 1.0242420 1.0398844 1.0118826 1.1034427
549 2024-04-01 0.9771286 0.9608465 0.9714458 0.9341373
> |

```

Джерело: розраховано автором в RStudio

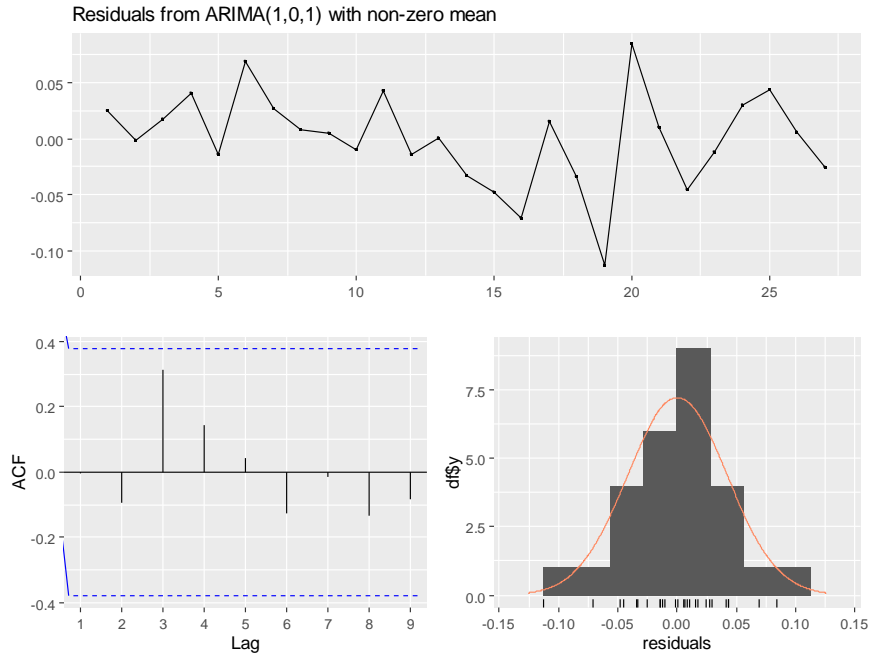


Рисунок Д.1 — Перевірка якості залишків моделі ARIMA(1,0,1) на тестовій вибірці дохідності ефіріума (період 01.03.2024– 27.03.2024)

Джерело: розраховано автором в RStudio

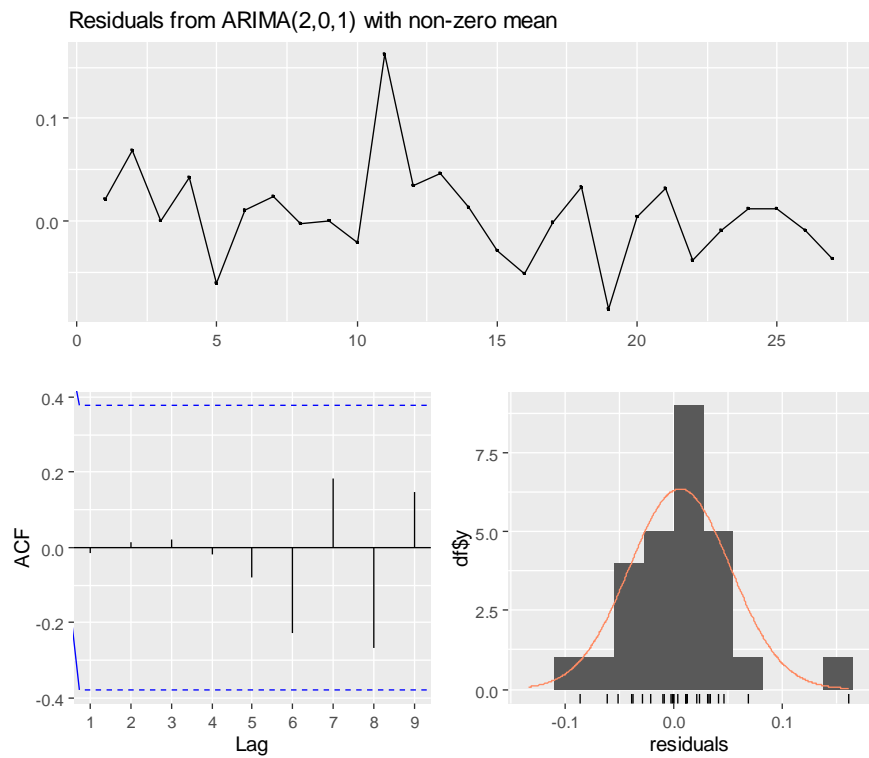


Рисунок Д.2 — Перевірка якості залишків моделі ARIMA(2,0,1) на тестовій вибірці дохідності ріплл (період 01.03.2024– 27.03.2024)

Джерело: розраховано автором в RStudio

Продовження Додатку Д

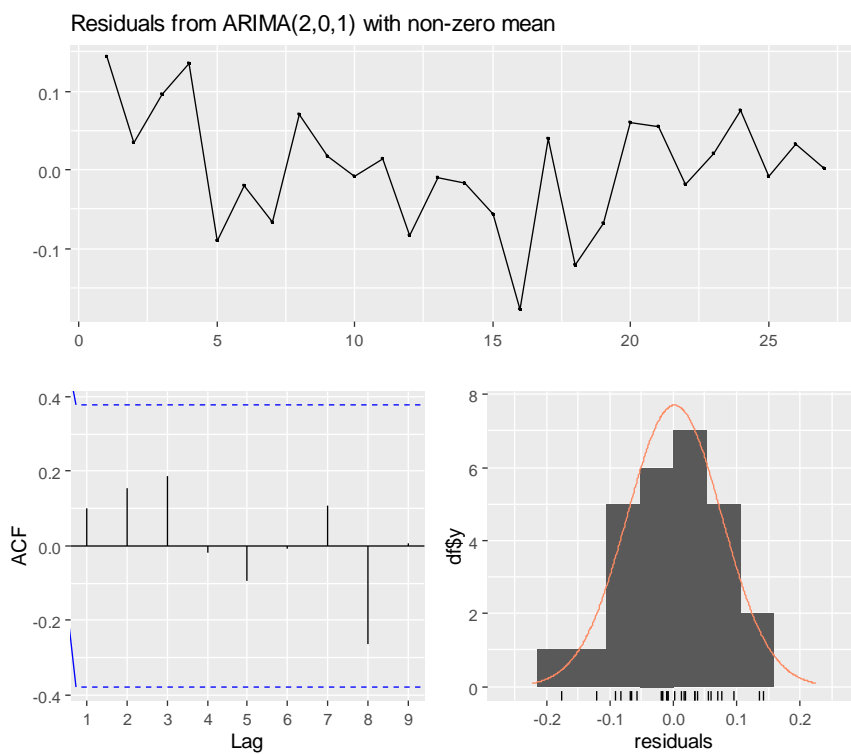


Рисунок Д.3 — Перевірка якості залишків моделі ARIMA(2,0,1) на тестовій вибірці дохідності догекоїн (період 01.03.2024– 27.03.2024)

Джерело: розраховано автором в RStudio