

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА**

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

Кафедра математичного моделювання та статистики

**ОСВІТНЬО-ПРОФЕСІЙНА
ПРОГРАМА
ГАЛУЗЬ ЗНАНЬ
СПЕЦІАЛЬНІСТЬ**

**ЕКОНОМІЧНА КІБЕРНЕТИКА
05 СОЦІАЛЬНІ ТА ПОВЕДІНКОВІ
НАУКИ
051 ЕКОНОМІКА**

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

на тему «Методи прогнозування курсу криптовалют»

здобувача Мусідрай Анастасії Миколаївни
(ПІБ, підпис)

Науковий керівник: кандидат економічних наук, доцент,
доцент Савіна С.С.

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

Завідувач кафедри: кандидат фізико-математичних наук,
професор Великоіваненко Г.І.

Київ 2023

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1 ОСОБЛИВОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ, АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ КРИПТОВАЛЮТ	6
1.1. Аналіз стану крипторинку	6
1.2. Огляд чинників та особливостей прогнозування курсу криптовалют	16
1.3. Методичні засади побудови авторегресійних моделей	20
РОЗДІЛ 2 ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСУ КРИПТОВАЛЮТ ЗА ДОПОМОГОЮ АВТОРЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ	29
2.1. Моделювання та прогнозування курсу криптовалюти біткоїн	29
2.2. Попередній аналіз даних криптовалютного індексу	36
2.3. Оцінювання авторегресійних моделей та розрахунок прогнозу	43
ВИСНОВКИ	52
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	55

ВСТУП

Актуальність теми. Криптовалюту визначають як цифровий актив, призначений для роботи як засіб обміну, що використовує криптографію для захисту транзакцій і контролю над створенням додаткових одиниць валюти.

За останні десять років, починаючи з появи біткоїна в 2008 році, дослідження криптовалют стали однією з найактуальніших тем у сфері економіки та фінансів. Після кризи доткомів (різкого падіння вартості акцій інтернет-компаній) електронна комерція швидко зростала, і в роздрібній торгівлі відбувалася революція, оскільки продажі в інтернеті стрімко зростали. Дедалі більше і більше споживачів приходили в інтернет, щоб робити покупки. Електронна комерція була здебільшого опосередкована фінансовими установами, які виступають як довірені треті сторони для обробки електронних платежів. Ця система здійснення транзакцій була досить хороша, проте вона працювала дуже повільно через контроль над фінансовою установою з боку держави і була витратною. Це спричинило появу децентралізованих криптовалют, які обходять фінансовий контроль з боку держави, у зв'язку з чим швидкість здійснення транзакції збільшується, а її вартість значно знижується.

Оскільки індекс CRIX є відображенням ринку криптовалют, у інвесторів і трейдерів виникає необхідність прогнозувати цей індекс для того, щоб зрозуміти, як розвиватиметься ринок криптовалют у майбутньому. Практична значущість цієї роботи полягає в тому, щоб зрозуміти, як ми можемо поліпшити прогноз індексу CRIX, побудований за допомогою моделей часових рядів. Навчившись передбачати індекс CRIX, інвестори зможуть зрозуміти, в якій ситуації перебуває ринок криптовалют наразі і куди він рухатиметься в найближчому майбутньому. Відповідно, інвестори зможуть ухвалювати більш обґрунтовані рішення під час формування портфеля.

Наразі дослідники виділили безліч різних факторів, здатних впливати як на ціни окремих криптовалют, так і на індекс криптовалют CRIX. Однак, це дослідження сфокусовано лише на одному факторі - індексі волатильності фондового ринку VIX. Тоді як інші фактори відображають поточну, вже сформовану ситуацію на ринку, індекс VIX відображає оцінку інвесторів щодо майбутнього стану ринку капіталів. Цей факт стає особливо значущим при завданні прогнозування.

Прискорені темпи розвитку ринку криптовалют і його інтеграція в систему господарських, операційних, фінансових та інших процесів визначають необхідність комплексного вивчення цього явища. Особливої актуальності цьому надає те, що на державному рівні активізувалися обговорення перспектив легалізації ринку криптовалют і можливостей використання його інструментів у господарській діяльності економічних агентів. Незважаючи на подекуди полярні погляди і підходи, що сформувалися на даний час серед світових експертів щодо вирішення цього питання, розвиток крипторинку відбувається вкрай високими темпами незалежно від його регулювання. Це зумовлює й актуалізує проведення наукових досліджень у сфері оцінки перспектив розвитку цього ринку з метою передбачення можливих ефектів і ризиків.

Вирішенню вищезазначеного присвячена ця робота, яка спрямована на пошук підходів використання спеціального економіко-математичного інструментарію до прогнозування динаміки курсу криптовалют, який впливає на розвиток крипторинку.

Метою дослідження є спільне використання криптовалютних та фондових індексів та економетричних авторегресійних моделей для прогнозування динаміки криптовалют.

Завдання, які вирішуються у кваліфікаційній роботі. Для досягнення мети потрібно виконати такі завдання:

- огляд літератури та виявлення чинників, що впливають на ціни криптовалют та індекс CRIX;

- збирання та обробка даних;
- приведення часових рядів до стаціонарності;
- побудова моделей з екзогенними факторами та без них, а саме: інтегрованої моделі авторегресії та ковзного середнього (ARIMA), моделі узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності (GARCH));
- побудова короткострокового прогнозу курсу криптовалюти за допомогою зазначених моделей;
- порівняння прогнозної сили моделей та перевірка стійкості отриманих результатів.

Об'єкт дослідження – щоденні значення криптоіндексу та цін закриття денних торгів криптовалют.

Предмет дослідження є методи прогнозування часових рядів криптовалют.

Методи дослідження. У дослідженні були використані методи сучасні теорії фінансових інструментів та фондових ринків, сучасні теорії крипто ринку, а також досягнення в галузі авто регресійного економетричного моделювання та прогнозування.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів полягає в тому, що були проведені практичні розрахунки та сформульовані висновки про спільне використання фондових і крипто індексів та авторегресійного моделювання стосовно до даних курсу криптовалют. У зв'язку із зростанням активності на фондових та крипто ринках і жорсткістю вимог до ризиків, підвищення надійності торговельних стратегій за рахунок якісних різнопері одичних прогнозів для крипто активів є актуальним завданням сьогодення.

Інформаційну базу дослідження склали праці вітчизняних та зарубіжних авторів в області побудови і аналізу економетричних моделей часових рядів, проблем прогнозування криптоактивів і методології технічного аналізу; інтернет-ресурси, архів котирувань біткоіна.

РОЗДІЛ 1

ОСОБЛИВОСТІ ФУНКЦІОНУВАННЯ, АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ КРИПТОВАЛЮТ

1.1. Аналіз стану крипторинку

Стримкий розвиток ІТ-технологій за останнє десятиріччя призвів до трансформації традиційного світу грошей і фінансової системи загалом. Інновації у фінансовому секторі, нові технології та інструменти тягнуть за собою серйозні та глибокі трансформації звичних фінансових інститутів. Одним із найважливіших етапів таких процесів стала поява в 2009 році криптовалют. З одного боку, це супроводжується різким розвитком технологій, а, з іншого, відсутністю чіткої картини майбутнього ландшафту фінансової системи.

На сьогоднішній день держави демонструють неоднозначне ставлення до криптовалют: одні країни розглядають криптовалюти як товар, інші - як цифровий актив, треті визнають валютою. Незважаючи на невизначений правовий статус, більшості криптовалютам властиві деякі функції грошових одиниць. Наприклад, найпоширеніша криптовалюти біткойн і ефіріум, на сьогоднішній день можуть виступати як засіб платежу, як міра вартості, а також - як засіб накопичення [1].

Інтеграція глобального ринку криптовалют у господарський обіг національних економічних систем істотно трансформує звичні механізми регулювання. Зростання ринку криптовалют збільшує тиск на грошовий обіг, що відповідним чином позначається на національній економіці в цілому [2]. У зв'язку з цим видається актуальним дослідження основних напрямів, що обмежують або, навпаки, розширюють діапазон регулювання фінансових ринків і розвитку національної платіжної системи внаслідок інтеграції бізнес-

процесів у "криптопростір". Доцільність цього дослідження багато в чому зумовлене тим, що будь-яке порушення інституційної дійсності, заснованої на традиційних інструментах регулювання, може спричинити певного роду наслідки, виражені, наприклад, у порушенні фінансової стабільності, що, безсумнівно, відіб'ється і на розвитку реальних секторів економіки.

На даний момент, навіть при експоненціальному зростанні світового ринку криптовалют останніми роками, багатьма економістами та державними діячами фактор його впливу на макроекономічну та фінансову стабільність не розглядається як значущий. Основою цього підходу є вкрай низький обсяг крипторинку в загальному балансі платіжної системи. Наприклад, За даними компанії Triple A (яка займається дослідженнями в галузі крипторинку), частка українців, які володіють криптоактивами, за рік зросла більше ніж на 2%. Таким чином, на початок 2022 року криптовалюти були у власності майже 15,72% населення, що складає приблизно 6 млн громадян [4].

Разом з тим у доступному для огляду майбутньому доволі вірогідним є сценарій, який передбачає подальшу активізацію досліджуваного ринку та його багатоукладну інтеграцію в національні економічні системи, що зумовлює необхідність уже сьогодні звернути на дане питання найпильнішу увагу з боку наукового та експертного співтовариства. Суттєвий внесок у прискорене зростання капіталізації глобального ринку криптовалют може внести не тільки його популяризація як прогресивного інструменту в транзакційних операціях, а й подальше зростання обмінного курсу, який має обмежену емісію криптовалют (наприклад, емісія Bitcoin обмежена 21 млн монет), так і в результаті спекулятивних операцій на криптобіржах [4, 5].

У сучасних умовах розвитку світового економічного простору цифрові валюти та інші фінансові технології змінюють світ навколо, починаючи від роздрібних банківських послуг і закінчуючи грошово-кредитною політикою та міжнародними платежами. Однією з інновацій сучасного світу стали криптовалюти, що показують стрімке зростання за останній рік. Сукупний

обсяг їхньої капіталізації у грудні 2021 р. сягав 2,3 трлн дол. (або близько 1% глобальних фінансових активів) [1]. За даними МВФ ринкова капіталізація криптоактивів зросла в геометричній прогресії з 20 млрд дол. у січні 2017 р. до 3 трлн дол. у листопаді 2021 р. [2].

Найбільший обсяг капіталізації припадає на біткойн (45%) і Ethereum (19%). Ці криптовалюти відносять до незабезпечених, тобто вони не можуть бути погашені в емітента, призначені для використання як засобу платежу. На ринку стейблкойнів (на відміну від біткоїнів, вони забезпечені іншими активами та/або під час їхнього випуску використовується спеціальна система, що обмежує волатильність їхнього курсу) домінує Tether з обсягом капіталізації 78 млрд.дол. Наразі ринок стейблкойнів оцінюється як незначний, але з перспективою зростання: ринкова капіталізація основних стейблкойнів (Tether, USD Coin, Binance USD) збільшилася з 4,9 млрд дол. на початку 2020 р. до 143 млрд дол. у грудні 2021 р. [1].

Спочатку криптовалюта використовувалася тільки обмеженим колом людей, які стояли біля витоків її заснування. Але за кілька років криптовалюта охопила весь світ і сформувалася окремим ринком. Поки що на сьогоднішній день використання криптовалют у споживчому сенсі обмежене, але операції з криптовалютами проводять на біржах, обмінниках та інших ресурсах в інтернеті, а також і в багатьох офлайн-компаніях: магазинах, сервісних центрах [23]. Проте, у світі вже з'явилися біткоїн-банкомати - це банкомат, який дає змогу користувачеві купити / продати біткойн. Наразі налічується вже понад 1400 біткоїн-банкоматів (у Німеччині, Канаді, Швейцарії, Словаччині, Чехії, Угорщині). Також існують і біткоїн-кіоски, вони під'єднані до інтернету і дають змогу використовувати кредитні та дебетові картки для купівлі біткойна. Такі пристрої не вимагають підключення до банківського рахунку, а натомість вони з'єднують біржу і покупця безпосередньо, щоб здійснити операцію з купівлі або продажу біткоїнів. Зазвичай вони розташовані в магазинах, ресторанах, торгових центрах, поштових відділеннях або аеропортах.

Згідно з рейтингом за Індексом глобального прийняття криптовалют 2023 р. (Global Crypto Adoption Index, GCAI) Україна посіла 5 місце в цьому рейтингу серед 154 країн світу (в 2022 році - 3 місце) [8]. Таким чином, ТОП-5 країн належить Індії, далі Нігерія, В'єтнам та США, згідно з методикою Chainalysis це означає, що в країні прослідковується високий рівень використання криптовалюти за всіма компонентами індексу [4].

За останній рік криптовалюти пережили значний спад, який зазвичай називають крипто-зимою, водночас такі фактори, як фондовий ринок, волатильність, проблеми регулювання і макроекономічні умови, сприяли падінню. Хоча майбутнє віртуальних валют незрозуміле, багато криптоекспертів вважають, що у топових монет, таких як Bitcoin, є хороші шанси на відновлення своєї вартості в довгостроковій перспективі. Однак волатильність і непередбачуваність крипторинку ускладнюють defi прогнози. Інвестори та аналітики продовжують уважно стежити за подіями в галузі, зокрема за змінами в законодавстві та ринковими тенденціями, щоб оцінити потенціал зростання цін на криптовалюту.

Криптовалютний ринок останнім часом переживає значні потрясіння, спричинені різними факторами. Волатильність ринку, проблеми регулювання та макроекономічні умови вплинули на зниження. Проте відбулися деякі позитивні зміни, як-от зростаючий інституційний інтерес до купівлі криптовалюти та подача заявок на Bitcoin -ETF великими компаніями, такими як BlackRock і Fidelity Investments. Ці фактори вселили деякий оптимізм щодо потенційного відновлення криптовалют у довгостроковій перспективі. Незважаючи на це, ринок залишається вкрай волатильним і непередбачуваним, що ускладнює прогнозування його майбутньої траєкторії.

У червні 2023 року ринок криптовалют продемонстрував неоднозначну динаміку. Незважаючи на поступове відновлення деяких основних цифрових валют, як-от Bitcoin і Ethereum, нещодавні події, як-от судові позови, подані SEC проти Binance і Coinbase, спричинили значну волатильність і зниження цін на ризиковані активи. Bitcoin торгується вище 30 000 доларів, що все ще

набагато нижче свого історичного максимуму, а Ethereum коливається близько 1930 доларів. Ринок tron на зміни в законодавстві, і невизначеність щодо дій SEC продовжує впливати на настрої інвесторів.

Макроекономічне середовище та нормативно-правова база є вирішальними факторами, що формують ринок криптовалют. Очікування зростання процентних ставок, підвищення ставок і нормативні зміни сприяли турбулентності ринку. Європейський союз презентував структуру цифрових активів під назвою MiCA, в якій викладено правила в галузі криптовалют. SEC брала активну участь у забезпеченні дотримання правил і правил криптовалюти в Сполучених Штатах. Ці фактори і поточні макроекономічні проблеми створили невизначене середовище для криптовалют, що призвело до коливань цін і волатильності ринку.

Блокчейн-аналіз дає змогу краще зрозуміти ринкові тенденції. Короткострокові власники (STH) все частіше продавали свої активи, що вказує на фіксацію прибутку і потенційний короткостроковий знижувальний тиск. Крім того, ETH зіткнувся з опором на рівні 1920 доларів, а використання децентралізованих додатків (DApps) у мережі Ethereum скоротилося. Загальна заблокована вартість (TVL) у смарт- tras Ethereum також знизилася, досягнувши найнижчого рівня із серпня 2020 року. Ці фактори посилюють проблеми криптовалют, оскільки рівні опору і ринкові індикатори, що знижуються, впливають на настрої інвесторів.

Причини обвалу криптовалюти у 2022 році. Криптовалютний ринок зіткнувся зі значним обвалом у 2022 році, насамперед через падіння FTX, однієї з найбільших світових бірж криптовалют. Банкрутство FTX і його наслідки для Binance спричинили масовий розпродаж на ринку і зниження ліквідності. Binance , найбільша у світі криптовалютна платформа, планувала придбати FTX, але відмовилася від угоди, пославшись на побоювання з приводу фінансів FTX і триваючі розслідування регулюючих органів. Цей несподіваний розвиток подій шокував криптоінвесторів і призвів до падіння

поточної вартості Bitcoin до найнижчого рівня за два роки, досягнувши 69000 доларів у листопаді 2021 року.

Події, пов'язані з FTX, вплинули на криптоіндустрію, що призвело до повсюдної недовіри серед фінансових фахівців і скептицизму щодо централізованих криптоустанов і нормативно-правової бази. Виживання в найближчому майбутньому інших торгових і кредитних фірм, як-от Gemini і Coinbase, тепер перебуває під пильною увагою, оскільки їхня здатність орієнтуватися в методах регулювання, управління та менеджменту стає критичним фактором.

На додаток до наслідків FTX, зростання відсоткових ставок і жорстка грошово-кредитна політика Федеральної резервної системи США ще більше посилили обвал ринку. Жорсткість грошово-кредитної політики і ведмежий ринок в очікуванні підвищення процентних ставок створили додаткову невизначеність для роздрібних інвесторів і сприяли негативним настроям на ринку криптовалют.

Найбільша у світі криптовалюта продемонструвала ознаки відновлення в останні тижні, збільшившись на 4% за останній тиждень. Це відбувається після періоду нестабільності, викликаного різними факторами, зокрема регуляторними проблемами, пов'язаними з біржею криптовалют Binance . Однак такі фактори, як ослаблення долара США, зростаючий інтерес, зниження інфляції, оптимізм, викликаний реєстрацією ETF BlackRock, і потоки притулку сприяли відновленню Bitcoin. Незважаючи на цей позитивний імпульс, шлях до відновлення все ще довгий, оскільки Bitcoin, як і раніше, падає майже на 50% порівняно з його історичним максимумом. Ринок криптовалют залишається нестабільним, і криптотрейдери та інвестори повинні залишатися обережними й уважними до рухів Bitcoin.

Капіталізація світового ринку криптовалют становить близько 1,07 трильйона доларів, при цьому на стейблкоїни припадає більша частина обсягу торгів. Домінування Bitcoin у ринковій капіталізації наразі становить 48,45% (рис. 1.1, рис.1.2).



Рисунок 1.1 – Домінування капіталізації Bitcoin над іншими криптовалютами за період 2014-2024 р.р

Джерело: [3]

У квітні 2023 року Bitcoin ненадовго торкнувся рівня опору в 30 000 доларів, але відтоді відкотився приблизно на 16%. На минулі показники ринку вплинули макроекономічні умови, зміни в законодавстві та жорстка позиція Індії щодо криптовалют, які тепер підпадають під дію Закону про запобігання відмиванню грошей.



Рисунок 1.2 – Ціна криптовалют станом на травень 2023 р та відсоток її приросту за період 04.07.2019 по 02.05.2023 р.

Джерело: [15]

Забігаючи наперед, можна сказати, що є як позитивні, так і негативні фактори, які можуть вплинути на Bitcoin. З позитивного боку, майбутня подія халвінгу в 2024 році, коли Bitcoin для майнерів зменшиться вдвічі, історично

розглядається як позитивний каталізатор ціни Bitcoin. Крім того, усунення регулятивної невизначеності щодо криптопроектів і впровадження застосунків децентралізованого фінансування (DeFi) може сприяти масовому впровадженню цифрових активів на ринок і підвищити цінність крипторинку. Однак залишаються проблеми, зокрема необхідність чіткого регулювання і потенційна волатильність ринку під впливом макроекономічних умов і геополітичних чинників.

Оскільки Bitcoin продовжує відчувати коливання цін, кілька ключових факторів можуть сприяти стримким змінам його курсу та впливати на інші криптовалюти. Фактори, які можуть викликати зміни в динаміці курсу Bitcoin і вплинути на інші криптовалюти наступні:

- Халвінг Bitcoin. Майбутня подія халвінгу Bitcoin, запланована на квітень 2024 року, історично передувала значним ціновим ралі та новим історичним максимумам для Bitcoin. Скорочення вдвічі знижує швидкість пропозиції криптовалюти вдвічі, що з часом робить її дефіцитною. Аналітики очікують, що ринок, імовірно, перебуватиме у фазі накопичення, що веде до скорочення вдвічі, що може підготувати ґрунт для потенційного ралі. Ця подія привернула увагу багатьох інвесторів, які вірять у рідкість і довгострокову цінність Bitcoin.

- Bitcoin ETF БлекРок. Перспектива біржового фонду Bitcoin (ETF) від BlackRock, однієї з найбільших фірм з управління інвестиціями, вселила впевненість у потенційне ралі цін Bitcoin. Заявка BlackRock до Комісії з цінних паперів і бірж США (SEC) на Bitcoin ETF перебуває на розгляді, і схвалення може забезпечити прямий доступ до Bitcoin для інвесторів. Аналітики стверджують, що схвалення SEC для Bitcoin Spot ETF може ще більше підвищити оптимістичні перспективи Bitcoin, особливо після халвінга.

- Домінування Bitcoin і стрес альткойнів. Нещодавні регулятивні заходи та репресії на криптобіржах, таких як Coinbase і Binance, завдали шкоди багатьом провідним альткойнам. Це призвело до переміщення

капіталу з альткойнів у Bitcoin , оскільки SEC не розглядає безпеку Bitcoin . Ринкове домінування Bitcoin вперше за два роки перевищило 50%, що вказує на те, що інституційні інвестори вважають його більш безпечним варіантом, ніж альткойни. Цей рух капіталу може сприяти ралі Bitcoin і вплинути на весь ринок криптовалют.

- Технічні патерни та ринкові настрої. Технічний аналіз цінкових графіків Bitcoin виявляє бичачі патерни, такі як потенційний бичачий прапор і патерн перевернута голова і плечі. Ці патерни припускають можливість продовження відновлення ціни Bitcoin. Настрої ринку і впевненість інвесторів відіграють вирішальну роль у ралі Bitcoin . Позитивні новини, ясність регулювання і зростаюче масове впровадження можуть сприяти сприятливому настрою на бичачому ринку, що підтримує цінове ралі.

- Інші каталізатори зростання ринку криптовалют. Наприклад, однією з важливих подій влітку 2022 року є заборона центральним банком Аргентини постачальникам платіжних послуг на проведення транзакцій з криптовалютою. Призвів до того, що клієнти розпродали свої активи Bitcoin і Ethereum, особливо у зв'язку з тим, що аргентинський песо значно впав майже на 50% по відношенню до долара США в минулому році. Таке рішення вплинуло на ринок криптовалют, і другу половину 2022 р та перше півріччя 2023 року назвали крипто-зимою.

Ще одним помітним каталізатором крипто-краху є оголошення Tether про інвестування 15% свого чистого прибутку в Bitcoin . З прогнозованим обсягом купівлі близько 222 мільйонів доларів, що базується на його нещодавніх квартальних звітах, інвестиції Tether можуть призвести до зростання Bitcoin. Однак найвпливовішим фактором для цін на криптовалюту в червні залишається грошово-кредитна політика Федерального резерву (ФРС). ФРС активно підвищує процентні ставки з березня 2022 року для боротьби з інфляцією, що негативно впливає на ціни криптовалют та інших ризикованих активів. Хоча існує 74-відсоткова ймовірність того, що ФРС призупинить підвищення ставок у червні відповідно до очікувань ринку

облігацій, сильні дані щодо зайнятості або інфляції в травні можуть повернути питання про підвищення ставки в червні.

Аналітик Bank of America Алкеш Шах припускає, що, з огляду на поточний макроекономічний клімат, ціни на криптовалюту можуть мати обмежений короткостроковий потенціал зростання в червні поточного року [13]. Клас і сектор цифрових активів зіткнулися зі складним макроекономічним фоном, і з низькою упевненістю та обмеженими каталізаторами вони, ймовірно, залишаться в пастці торгового діапазону. Шах також зазначає, що хедж-фонди повертаються до торгівлі токенами, деякою мірою використовуючи імпульсні стратегії через підвищену волатильність внаслідок зниження обсягів торгів. Загалом, поєднання дій регулюючих органів, інвестицій Tether і невизначеного напрямку грошово-кредитної політики ФРС робить червень важливим місяцем для ринку криптовалют. Проте переважаючі макроекономічні умови можуть пом'якшити будь-який значний рух цін.

За останній рік відбулися помітні події у світі альткоїнів. Ethereum 2.0, Optimism, досягло важливої віхи, завершивши оновлення Bedrock 07 червня минулого року. Це оновлення є важливим кроком на шляху до перетворення Ethereum на "суперланцюжок", який складається із взаємопов'язаних міні-блокчейнів. Оновлення Bedrock спрямоване на підвищення функціональності мережі за рахунок скорочення часу підтвердження депозиту з 10 до 1 хвилини і зниження плати за газ на 40%. Крім того, він представляє багатоклієнтську екосистему для підвищення стабільності блокчейна.

Що стосується інших новин, то після оновлення в Шанхаї стався сплеск активності з розблокування, при цьому, згідно зі звітом OKLink від 10 червня, зі стекінгу було знято понад 3 мільйони ETH. Незважаючи на це, Ethereum став свідком припливу понад 3,3 мільйона ETH з моменту оновлення. Наразі налічується 608332 валідатори та 19,47 млн ETH. Модернізація в Шанхаї вплинула на ситуацію зі ставками, що призвело до збільшення кількості зняття Bitcoin і нових ставок.

1.2. Огляд чинників та особливостей прогнозування курсу криптовалют

Вартість цифрових монет здатна змінюватися досить швидко. Це означає, що криптовалюта в реальному часі може як стрімко вирости, так і рухнути. Точно встановити, наскільки і в який бік зміниться ціна - неможливо. Але існують робочі методики визначення потенційного руху цін, що в подальшому може забезпечити прибутковість вкладень.

Розглянемо чинники розрахунку прогнозу, які впливають на вартість криптовалют.

Висока волатильність криптовалюти - це не тільки ризик, а й шанс отримати швидкий і високий прибуток від власних інвестицій. Якщо ви хочете прогнозувати приблизний курс криптовалют, прогноз обов'язково має враховувати такі фактори:

Пропозиція і попит. Дві взаємопов'язані характеристики, які безпосередньо визначають, у який бік змінюватиметься вартість. Чим вищий попит, тим нижча пропозиція і, відповідно, вища ціна. Чим нижчий попит, тим вища пропозиція і нижча вартість. Зазначені фактори можуть нарощуватися штучно, тому важливо навчитися уважно працювати з характеристиками, щоб вчасно коригувати свою торговельну стратегію.

Інфраструктура і затребуваність монети як платіжного засобу. Криптовалюти набирають популярності, коли цінність фіатних грошей починає падати. Чим більше застосування і затребуваності монети або токена, тим вищим буде на них попит, а разом з ним і ціна.

Вплив "китів". Кити або інвестори з великими вкладеннями здатні різко продавати або купувати криптоактиви, керуючись власними інтересами. Після отримання очікуваного прибутку кити часто виводять кошти, створюючи при цьому корекцію або навіть закінчення тренда. Важливо

вчасно визначати таку тенденцію, щоб зрештою не зіткнутися із знеціненням власних вкладень.

Роблячи прогноз по Біткоїну, як і по іншим цифровим монетам, також слід зосередитися на таких умовах: поточна економічна та політична ситуація у світі, розвиток і впровадження державних регуляторів в системі, технологічний розвиток і формування інвесторського інтересу.

Механізми коливання ціни криптоактивів. Якщо простежити, як змінювався курс основні монети, то можна помітити серйозні коливання (особливо, коли йдеться про BTC). Скласти прогноз на Біткоїн у довгостроковій перспективі складно, адже його ціна може як різко піднятися, так і обвалитися. При детальному аналізі можна виділити два механізми зростання і падіння вартості крипто монет:

1. Природний - вибудовується на фундаментальних факторах. До них можна віднести винахід і впровадження нових технологій, загальний новинний фон, взаємодію з поточною економічною та фінансовою системою, з фондовими та крипто ринками, активність розробників тощо. Перераховані критерії безпосередньо впливають на вартість цифрових монет, тому можна точно відстежити взаємодію.

2. Маніпулятивний - ґрунтується на пампі та дампі ціни. Це здійснюється для того, щоб якомога швидше отримати очікуваний прибуток. Цей механізм часто використовується китами. Користувач навмисно інвестує велику суму в проєкт, різко змінюючи котирування. Тренд приносить суб'єкту прибуток, і він фіксує цей заробіток. Після - виводить криптоактиви і курс обвалюється. Щоб не потрапити на маніпулятивні схеми і обґрунтувати прогноз будь якої криптовалюти, важливо відстежувати фундаментальні фактори. При цьому необхідно співвідносити їх з поточним ринковим рухом.

Визначення напряму зміни та прогнозування вартості криптовалют передбачає проведення детальної аналітики. Серед усіх методів прогнозування можна виділити найбільш важливі та зручні:

1. Аналіз графічної візуалізації ціни. Така методика дає можливість швидко прорахувати, куди рухатиметься курс. Технічний аналіз вибудовується на тому, що у вартості вже закладена вся інформація, яка необхідна для визначення майбутніх котирувань. Дані можна отримувати як самостійно, так і використовуючи вбудовані аналітичні боти.

2. Курс нафти. Аналіз цього показника необхідний для складання прогнозу щодо Біткоїна, оскільки курс нафти має пряму кореляцію з BTC. Ціновий напрямок можна визначити, посилаючись на графік цього інвестиційного інструменту.

3. Індeksi ринків капіталу. Можливим поясненням цього факту є те, що криптовалюти розглядаються як альтернативний варіант інвестування, відповідно, у разі зростання невизначеності на ринках капіталу або валютних ринках інвестори переключаються на криптовалюту. Крім індексу S&P 500 як пояснювальну змінну можуть виступати індекси FTSE, індекс шанхайської біржі SI, Deutsche AG. У низці робіт [27, 29] як регресор використовують індекс волатильності фондового ринку VIX, який розраховують на Чиказькій біржі опціонів (Chicago Board Options Exchange, CBOE), що являє собою очікувану волатильність фондового ринку. Окремі напрямки досліджень присвячено вивченню характеру впливу різних чинників на окремі криптовалюти або на ціни одразу кількох криптовалют, що також становить інтерес для поточного дослідження, оскільки CRIX - індекс ринку криптовалют, який вираховують, виходячи з цін криптовалют на якийсь момент часу.

В розділі 2 цієї роботи будуть побудовані різні типи авторегресійних моделей з різними варіаціями використання індексів VIX та CRIX.

4. Ф'ючерсні звіти. Вивчення ф'ючерсних звітів дає можливість зрозуміти реальний ринковий попит. Щоб спрогнозувати курс, необхідно простежити за кількістю проданих ф'ючерсів. Чинний тренд буде сильним, якщо на ринку багато великих гравців. Якщо ви помічаєте, що покупок стає дуже багато, то вже скоро можна очікувати висхідну тенденцію.

Перед спробами будувати прогноз для більшості цифрових активів спочатку необхідно оцінити поточний стан та прогноз криптовалюти Біткойн. Крім основних методів прогнозування часових рядів криптовалют, існують деякі особливості розрахунку їх прогнозів:

- Імпульс. Підхід такого плану можна описати теорією поведінкових фінансів, яка стверджує, що вартість активів і акцій рухається в тому напрямку, куди й інвестиції. Відповідно, вкладати більше вкладатимуть у ті криптоактиви, які зростають, і менше в ті, що - падають. У разі позитивного прогнозу покупки будуть тільки зростати.

- Повернення до середнього значення. Інвестори, які використовують зазначену методику, в історично низьких цінах бачать можливість для інвестицій, а у високих - відсутність бажання робити вкладення. Повернення до середнього значення - це вже тенденція, яка передбачає сходження в середньому ціновому показнику.

- Мартингейли. Це математичні ряди, в яких поточні числа - від початку найкращий прогноз для наступних. Судячи з цієї методики, минулі цінові тенденції ніяк не впливають на майбутню вартість. Відповідно, майбутня ціна визначатиметься як фактор поточної вартості та розрахункової волатильності.

- Пошук цінності. Під час оцінки криптоактиву важливо детально його вивчати, а не покладатися на ринкову неефективність і неправильне ціноутворення. На жаль, багато інвесторів будують свою стратегію виключно на цих факторах під час купівлі або продажу.

- Застосування моделей машинного навчання дає можливість отримувати прогнози, точність яких може доходити до 70-80%. Не забувайте, що жоден статистичний метод, як і алгоритм, не може забезпечити 100% точності даних. Під час детального вивчення проєкту також рекомендується застосовувати технологію прогнозування часових рядів.

- Експертний аналіз цін - ще одна важлива складова прогнозування курсу. На що конкретно варто звернути увагу: принцип функціонування

ринку, робота попиту і пропозиції, основи та особливості торгівлі, соціальні настрої.

Представлену інформацію необхідно комплексно застосовувати, оцінюючи ризики та всі фактори для інвестування. Таким чином, можна мінімізувати ймовірність збитків.

Не варто забувати про те, що волатильність криптоактивів - те, що будь-якої миті може скоригувати ціну, через що ускладнюється розробка прогнозу щодо криптовалют. Саме тому не можна недооцінювати всі фактори, навіть ті, які не мають цифрової ідентифікації. З цієї причини рекомендується формувати різноманітний портфель криптовалют, щоб розподілити ризики в умовах нестабільності крипторинку і в разі падіння вартості однієї монети, компенсувати збиток зростанням ціни іншого криптоактиву.

1.3. Методичні засади побудови авторегресійних моделей

Одним із дієвих механізмів прогнозування часових фінансових часових рядів є використання моделей авторегресії ковзного середнього (ARMA, ARIMA). Особливої актуальності цей підхід набуває у зв'язку з відсутністю на даний час ефективних інструментів прогнозування курсових коливань криптоактивів, які характеризуються нерівномірністю коливань їхніх курсів, відсутністю "прив'язки" до базових активів, високим рівнем спекулятивного попиту тощо.

Моделі ARMA, ARIMA це - важливий клас параметричних моделей, які дають змогу описувати як стаціонарні, так і нестаціонарні ряди. Метою даної роботи є виявлення моделі авторегресії та проінтегрованого ковзного середнього з мінімально необхідним порядком параметрів, на основі якої

можна здійснювати достовірні короткострокові прогнози волатильності криптовалют.

Емпіричний аналіз продемонстрував доцільність використання як об'єкта дослідження криптовалюти Bitcoin. Це зумовлено цілою низкою причин, головні з яких:

- домінуюча частка в загальній світовій капіталізації криптовалют [3];
- найпопулярніша криптовалюта, коливання курсу якої цілком обумовлює волатильність абсолютної більшості інших видів криптовалют на ринку.

Повертаючись до питань методологічного характеру, необхідно зауважити, що використання розглянутих у роботі моделей передбачає реалізацію п'яти основних ітерацій:

- 1) побудову часових рядів криптовалюти біткоїн, індексів VIX та CRIX;
- 2) перевірку ряду на стаціонарність (у результаті чого визначається клас моделі - ARMA або ARIMA);
- 3) розрахунок параметрів моделі;
- 4) розширення класичних авторегресійних моделей за рахунок побудови ARIMAX та GARCH моделей;
- 5) оцінку достовірності та адекватності побудованої моделі;
- 6) розроблення прогностичних параметрів досліджуваного часового ряду.

Методологія дослідження

Для прогнозування криптовалют та криптоіндексу CRIX, за аналогією з роботою (Chen et al., 2016), використовувалися моделі часових рядів. Важливою передумовою таких моделей є умова про стаціонарність часового ряду.

Дослідники часто використовують прирости часового ряду (1.1) замість абсолютних значень часового ряду, оскільки передбачається, що вони будуть стаціонарними. Крім цього, Кампбел та ін. (1997) (Campbell, 1997) показали,

що під час переходу до приростів не відбувається втрати інформації, що є важливим аспектом при прогнозуванні. Однак, як буде показано далі, прирости індексу CRIX володіють великою волатильністю, тому в роботі використовуються лог-прирости (2.2).

$$r_t = \frac{P_t}{P_{t-1}} - 1 \quad (1.1)$$

$$r_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1}), \quad (1.2)$$

де: r_t – приріст (лог-приріст) в момент часу t ; P_t – значення ціни в момент часу t .

З використанням процедури Доладо Дженкінса Сосвілла-Рів'єро, який ґрунтується на застосуванні різних видів ADF-тесту (Augmented Dickey-Fuller test) на поодинокі корені до часового ряду, було встановлено, що ряд лог-прирістків індексу CRIX є стаціонарним [16].

Процедура Доладо Дженкінса Сосвілла-Рів'єро складається з наступних кроків:

1) Застосовуємо ADF-тест з константою і трендом до часового ряду. Якщо гіпотезу про наявність одиничного кореня не відкидають, то беруть різницю часового ряду і до отриманого часового ряду знову застосовують ADF-тест із константою і трендом. Взяття різниць повторюється доти, доки в ADF-тесті з константою і трендом нульову гіпотезу про наявність одиничного кореня не буде відкинута. Після цього переходять до кроку 2.

2) Застосовуємо ADF-тест з константою до часового ряду, отриманого на першому кроці. Якщо гіпотеза про наявність одиничного кореня відкидається, то переходимо до кроку 3. Якщо гіпотеза про наявність одиничного кореня не відкидається, то береться різниця часового ряду, і після цього чого переходимо до наступного етапу.

3) Застосовується ADF-тест без константи і тренда до часового ряду, отриманого другому кроці. Якщо гіпотеза про наявність одиничного кореня не відкидається, то беремо різницю часового ряду і до отриманого часового ряду знову застосовуємо ADF-тест з константою і трендом. Взяття різниць

повторюється доти, доки в ADF-тесті без константи і тренда нульова гіпотеза про наявність одиничного кореня не буде відкинута. Отриманий часовий ряд вважають стаціонарним.

В роботі [24] автори показали, що, незважаючи на високі показники ADF-тесту під час визначення наявності одиничного кореня, цей тест може бути ненадійним у разі високочастотних гетероскедастичних даних, тому при тестуванні на одиничні корені краще використовувати одразу кілька методів. У нашому випадку ряд, отриманий у результаті проведення процедури Доладо Дженкінса Сосвілла-Рів'єро, також протестовано за допомогою PP-тесту (Phillips-Perron test) і KPSS-тесту (Kwiatkowski, Phillips, Schmidt & Shin test). Результати тестів стаціонарності докладніше описано в розділі Дані та їх попередній аналіз.

Перед побудовою моделі вибірку розділяють на дві частини - навчальну і тестову. Моделі були оцінені на спостереженнях, які входять до навчальної вибірки. Це зроблено для того, щоб прогноз, який дає побудована модель, можна протестувати порівняно з реальними даними, які входять до тестової вибірки. На основі отриманих прогнозних значень на побудованих моделях і реальних значень криптовалют та індексу CRIX розраховано показники, що відображають прогнозну якість моделі. В цій роботі ми використали стандартне розбиття в співвідношенні 0,8 у навчальній вибірці і 0,2 - у тестовій.

Моделювання стаціонарних часових рядів або рядів, які можуть бути приведені до таких, можна здійснити за допомогою класу моделей авторегресії ковзного середнього (ARMA), що є комбінацією двох моделей: авторегресії порядку p і ковзного середнього порядку q . В узагальненому вигляді модель ARMA (p, q) має такий вигляд:

$$Y_t = a_0 + a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} + \dots + a_n X_{t-n} + \varepsilon_t - \beta_1 \varepsilon_{t-1} - \beta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \beta_n \varepsilon_{t-n}. \quad (1.3)$$

Або модель ARIMA(p, d, q) (1.3) можна представити в загальному вигляді:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad (1.4)$$

де: y_t – залежна змінна в момент часу t (для криптовалют або крипто індексу CRIX);

p – кількість лагів залежної змінної;

α_i – коефіцієнти перед залежною змінною з лагом i ;

q – кількість лагів випадкої похибки;

β_j – коефіцієнти перед випадковими залишками з лагом j ;

ε_t – випадкова похибка моделі, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

Для нестационарних даних Боксом і Дженкінсом запропоновано модель ARIMA (p, d, q), яку після взяття d послідовних різниць можна привести до стаціонарного вигляду [7], де p, d, q - структурні параметри, що характеризують порядок для відповідних частин моделі - авторегресійної, інтегрованої та ковзного середнього.

Щоб оцінити потрібну кількість лагів у моделі ARIMA p і q було використано інформаційний критерій Акайке. Таким чином, проведення оцінювання кількох моделей з різними лагами, для кожної з яких було розраховано інформаційний критерій Акайке. Обирали таку кількість лагів, за якої інформаційний критерій Акайке виявлявся найменшим. Порядок інтеграції, необхідний для приведення ряду до стаціонарності, позначається буквою d . У нашому випадку, оскільки ряд лог-приростів значень визначається як стаціонарний, то порядок інтеграції d дорівнює 0.

Далі, побудовані моделі ARIMA ми розширили шляхом включення в праву частину не тільки лагів залежної змінної, а й екзогенного регресора VIX, взятого з одиничним лагом. У цьому дослідженні як екзогенний регресор виступав криптоіндекс VIX. Подібна модель називається ARIMAX:

$$y_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} + VIX_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.5)$$

де: y_t – залежна змінна в момент часу t (для криптовалют або крипто індексу CRIX);

p – кількість лагів залежної змінної;

α_i – коефіцієнти перед залежною змінною з лагом i ;

q – кількість лагів аипадкої похибки;

β_j – коефіцієнти перед випадковими залишками з лагом j ;

ε_t – випадкова похибка моделі, $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$;

VIX_{t-1} – індекс волатильності фондового ринку з одиничним лагом.

При оцінюванні моделі ARIMAX використано таку ж кількість лагів, що й у моделі ARIMA.

Однією з особливостей як звичайних фінансових даних, так і криптоактивів є висока волатильність, тобто спостерігаються періоди, коли розкид значень змінної великий і, навпаки, коли дисперсія значень часового ряду не велика. В роботі Чена та його співавторів [29] показали, що подібна особливість спостерігається і у криптоіндекса CRIX. Для перевірки наявності гетероскедастичності в залишках було проведено тести Льюїнга-Бокса та ARCH-тест для квадратів залишків моделей ARIMA і ARIMAX. В нижченаведених результатах буде показано, що в залишках моделей спостерігався ARCH-ефект.

Для врахування цієї особливості в роботі оцінювалася модель GARCH. Модель GARCH є узагальненням моделі ARCH, яку запропонована в 1982 року американським економістом Робертом Інглом [32]. За моделлю ARCH передбачається, що випадкова складова залежить від своїх минулих значень. Рівняння моделі ARCH має наступний вид:

$$y_t = x_t \beta + \varepsilon_t, \quad (1.6)$$

де: x_t – середнє значення часового ряду за період t ;

$$\varepsilon_t = z_t * \sigma_t^2, \quad (1.7)$$

при цьому z_t – білий шум з параметрами $WN(0, 1)$

Дисперсія залишків моделі ε_t описується наступним чином:

$$\sigma_t^2 = \delta_0 + \sum_{i=1}^l \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2, \quad (1.8)$$

де: σ_t^2 – дисперсія залишку моделі в момент часу t ;

δ_0 – константа;

ε_{t-i}^2 – лаги порядку i та залишку моделі в квадраті.

В 1986 році данський економіст Боллерслев [25] запропонував узагальнений варіант моделі GARCH (Generalized ARCH, GARCH). В цій моделі умовна дисперсія залишків в період t залежить як від минулих l значень самої помилки, так і від попередніх k значень дисперсії:

$$\sigma_t^2 = \delta_0 + \sum_{i=1}^l \lambda_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^k \theta_j \sigma_{t-j}^2 \quad (1.9)$$

де: σ_t^2 – дисперсія залишку моделі в момент часу t ;

δ_0 – константа;

ε_{t-i}^2 – лагові залишки моделі в квадраті.

Крім того існує гібридна ARIMA(p,d,q)-GARCH(l,k) модель. Ця модель є комбінацією, в якій середнє моделюється за допомогою моделі ARIMA(p,d,q). В нашій роботі, за допомогою моделі ARIMA (1.4) або ARIMAX (1.5)), а залишки відповідають процесу GARCH(l,k), наведеному в рівнянні (1.9). Теоретично, при наявності гетероскедастичності в залишках моделі ARIMA модель ARIMA-GARCH має покращувати її прогнозну якість. Параметри l і k у моделі GARCH були прирівняні до одиниці, тому що цю комбінацію найчастіше використовують на практиці.

Далі за допомогою оцінених моделей будували прогноз ціни біткоіна та значень криптоіндексу CRIX. Побудований прогноз порівнювали з реальними даними з тестової вибірки на основі яісних показників прогнозу:

1) Середня абсолютна помилка прогнозу у відсотках (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) (2.10);

2) Середньоквадратичне відхилення залишків моделі (Root Mean Square Error, RMSE) (2.11);

3) U статистика Тіля (2.12).

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{|y_t|}, \quad (1.10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}{T}}, \quad (1.11)$$

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T-1} \left(\frac{\hat{y}_{t+1} - y_{t+1}}{y_t} \right)^2}}{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T-1} \left(\frac{y_{t+1} - y_t}{y_t} \right)^2}}, \quad (1.12)$$

де: T – період прогнозу (кількість прогнозних значень);

y_t – фактичне значення часового ряду тестової вибірки в період t ;

$\hat{y}_t$ – прогнозне значення часового ряду на період t , отримане на основі вище описаних моделей.

Показники MAPE і RMSE є стандартними характеристиками оцінювання точності прогнозу, які порівнюють, наскільки збігаються між собою прогнозні значення та реальне. Значення U-статистики Тіля порівнює побудований прогноз із найвним прогнозом, за якого прогнозне значення часового ряду на наступний день дорівнює значенню у попередній день. Якщо значення U-Тіля менше 1, то отримане передбачення краще за найвне передбачення. Як і у випадку з RMSE або MAPE, прогноз є точнішим при найменшому значенні статистики Тіля.

Результат прогнозування може сильно відрізнятися залежно від горизонту прогнозування, тому побудовані за допомогою різних моделей прогнози порівнювалися при прогнозуванні на різні періоди: 1 день, 2 дні, 7 днів (1 тиждень) і 30 днів (1 місяць).

Стійкість отриманих результатів перевірено методом розширюючого вікна для спостережень тестової вибірки. Моделі ARIMA, ARIMAX, ARIMA-GARCH і ARIMAX-GARCH оцінювали на перших T спостереженнях навчальної вибірки. Потім за допомогою оціненої моделі здійснювали прогноз на $T+1$, $T+2$, $T+7$, $T+30$ спостереження. Після цього вікно збільшували на одне спостереження. Моделі знову оцінювали, але тепер у навчальну вибірку входить $T+1$ спостереження. Після цього знову здійснювався прогноз, але тепер прогнозувалися $T+2$, $T+3$, $T+8$, $T+31$ спостереження. Таким чином здійснювалося передбачення для 20% спостережень тестової вибірки. Відповідно перераховані вище моделі були протестовані для перевірки достовірності отриманих результатів на 334 спостереженнях тестової вибірки. Далі для прогнозів, отриманих за допомогою розширюючого вікна, розраховані вище згадані показники прогнозної якості моделі.

Таким чином, в наступних розділах буде спочатку побудовано звичайну ARIMA модель і ARIMAX модель, де регресором виступає часовий ряд лог-приростів індексу VIX, узятий з одиничним лагом. Оскільки залежна змінна (ряд лог-приростів біткоіна та індексу CRIX) визнані стаціонарними, то порядок інтеграції в моделях дорівнює 0. Кількість лагів підбрано на основі критерію Акайке. Після побудови моделей з різною кількістю лагів та їх порівняння обрано модель, для якої значення інформаційного критерію Акайке виявився найменшим. Потім залишки моделей перевіряли на наявність ARCH-ефекту та оцінювалася гібридна модель ARIMA-GARCH. За допомогою цих моделей здійснювалося прогнозування на 1 день, 2 дні, 7 днів і 30 днів наперед. Прогнозні моделі оцінювались і порівнювались за допомогою трьох показників: MAPE, RMSE, U Тіля. Отримані результати проаналізували і на їхній основі зробили висновки. Потім достовірність отриманих висновків було також перевірено за допомогою передбачення методом вікна, що розширюється.

Для виконання розрахунків використовувалась мова програмування R та середовище розробки RStudio.

РОЗДІЛ 2

ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСУ КРИПТОВАЛЮТ ЗА ДОПОМОГОЮ АВТОРЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ

2.1. Моделювання та прогнозування курсу криптовалюти біткоїн

Розрахунки проводилися для даних, які відображають динаміку курсу криптовалюти "біткойн". Ряд описує вартість біткойна у період з липня 2019 р. по травень 2023 рр. (рис. 2.1) Джерелом даних став сервіс віртуальних біткойн-гаманців Blockchain.info [5].

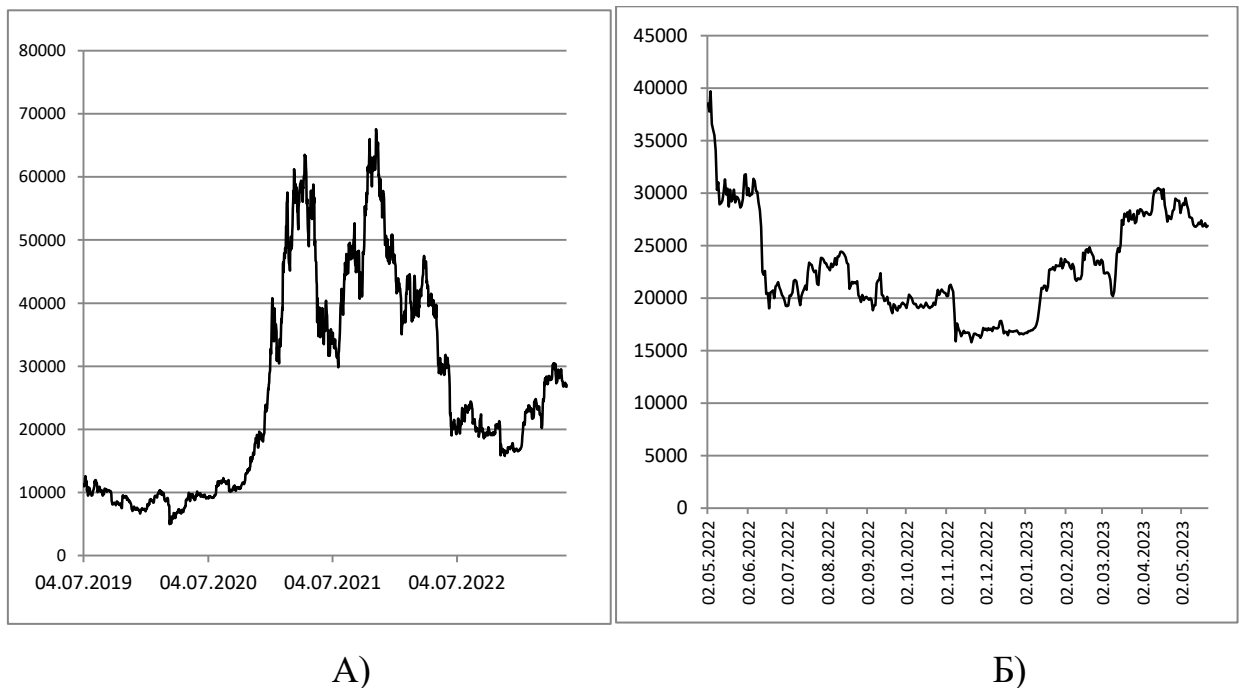


Рисунок 2.1 – Динаміка зміни курсу криптовалюти біткоїн (в \$ США)
за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р. (А) та деталізований за період
02.05.2022 р. по 21.05.2023 р. (Б)

Джерело: розраховано та побудовано автором на даних [3]

Як зазначено вище, моделювання стаціонарних часових рядів або рядів, які можуть бути приведені до стаціонарних, можна здійснити за допомогою класу моделей авторегресії ковзного середнього (ARMA), що є комбінацією

двох моделей: авторегресії порядку p і порядку q (формула 1.4). Для нестационарних даних Боксом і Дженкінсом запропоновано модель ARIMA (p, d, q) , яку після взяття d послідовних різниць можна привести до стаціонарного вигляду [7], де p, d, q - структурні параметри, що характеризують порядок для відповідних частин моделі - авторегресійної, інтегрованої та ковзного середнього (1.5).

Методологія підбору моделі складається з кількох етапів.

1) Ідентифікація моделі.

На початковому етапі дослідження необхідно з'ясувати, чи має досліджуваний ряд властивість стаціонарності. Оцінювання стаціонарності ряду може проводитися за допомогою різних методів. Базовими способами перевірки стаціонарності ЧР є розширений тест Дікі-Фуллера, а також побудова автокореляційної функції (АКФ) і приватної автокореляційної функції (ЧАКФ). Розрахунок автокореляційної функції здійснюють за такою формулою:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\text{cov}(k)}{\text{var}} = \frac{\text{cov}(y_t, y_{t-k})}{\text{var}(y_t)}; |\rho_k| \leq 1. \quad (2.1)$$

Часткова автокореляційна функція (ЧАКФ) визначається як часткова кореляція між значеннями y_t і y_{t-k} , "очищена" від впливу на них проміжних змінних [8].

Для вихідного ряду побудовано графіки функцій АКФ і ЧАКФ (рис.2.2).

Побудована АКФ характеризується уповільненим спаданням коефіцієнтів автокореляційної функції за згасаючою експонентою від значення коефіцієнта, близького до 1. ЧАКФ має високе значення коефіцієнта автокореляції на першому лазі та близькі до 0 значення на наступних лагах. Таким чином, можна зробити висновок про нестационарність вихідного часового ряду.

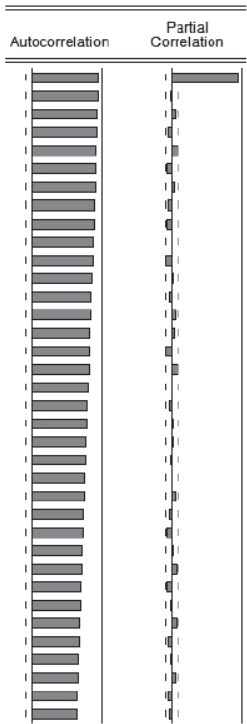


Рисунок. 2.2 – Автокореляційна функція (Autocorrelation) і Часткова автокореляційна функція (Partial Correlation)

Джерело: розраховано автором

Крім візуального аналізу для перевірки стаціонарності часового ряду проведено розширений тест Дікі - Фуллера (ADF-тест). Тест полягає в перевірці нульової гіпотези про наявність єдиного кореня в рівнянні:

$$y_t = \alpha y_{t-1} + \varepsilon_t. \tag{2.2}$$

Рішення про стаціонарність ВР ухвалюють у разі, якщо розраховані оцінки тесту більші за статистику $t_{набл}$ ($t_{крит} > t_{набл}$). Результати тесту подано в табл. 2.1.

Таблиця 2.1. Результати ADF-теста

		t-Статистика
Розширений тест Дікі-Фуллера, %-ий рівень значущості		-0,74
Критичне значення	1	-3,44
	5	-2,86
	10	-2,57

Джерело: розраховано та побудовано автором

Для досліджуваного ряду $t_{снос} = -0,74$. Оскільки отримані значення при різних рівнях значущості (1, 5 та 10%) мають значення менші, ніж $t_{табл}$, то приймається гіпотеза про нестационарність вхідного часового ряду.

Таким чином, моделювання курсу криптовалюти біткоїн було проведено на основі моделі авторегресії проінтегрованого ковзного середнього (ARIMA).

2) Критерії підбору параметрів моделі.

Після вибору моделі необхідно розрахувати її параметри. Якщо взяти перші різниці вхідного ряд, то ми отримаємо цей ряд стаціонарним, тобто параметр $d=1$.

Для моделювання динаміки зміни курсу криптовалют ми протестували такі моделі першого порядку ARIMA (1,1,1), ARIMA (1,1,2) та відповідно другого ARIMA (2,1,0) ARIMA (2,1,1), ARIMA (2,1,2). Підставою для вибору моделі послуговували побудовані функції АКФ і ЧАКФ, а також розраховані критерій Акаїке (AIC) і байєсівський інформаційний критерій (BIC). Ці критерії дають змогу обрати найкращу модель із групи моделей-претендентів. Перевага віддається тій моделі, у якої значення AIC (2.3) та BIC (2.4) будуть найменшими серед іншими. Розрахунок проведено за такими наступними формулами:

$$AIC = \ln \hat{\delta}^2 + \frac{2}{n}r, \quad (2.3)$$

$$BIC = \ln \hat{\delta}^2 + \frac{\ln n}{n}r, \quad (2.4)$$

де $\hat{\delta}^2$ - залишкова сума квадратів, n - кількість спостережень, r - загальна кількість доданків ARIMA-моделі.

Результати розрахунку наведено в табл. 2.2.

Модель ARIMA (2,1,2) має найменші значення BIC та AIC критеріїв. Таким чином, готова кінцева модель прийме наступний вид:

$$\Delta X = 32,3 - 1,329\Delta X_{t-1} - 0,585\Delta X_{t-2} - 1,602\varepsilon_{t-1} - 0,845\varepsilon_{t-2} + \varepsilon_t. \quad (2.5)$$

Таблиця 2.2. Отримані значення критеріїв AIC і BIC критеріїв для побудованих моделей

Моделі	AIC	BIC
ARIMA (2,1,1)	12,162	12,197
ARIMA (2,1,2)	12,087	12,130
ARIMA (1,1,2)	12,164	12,198
ARIMA (1,1,1)	12,166	12,192
ARIMA (2,1,0)	12,182	12,208

Джерело: розраховано та складено автором

Якісні характеристики отриманих параметрів моделі наведено в табл.2.3

Таблиця 2.3. Оцінки параметрів побованої моделі ARIMA (2,1,2)

Члени моделі		Оцінка	Стандартне відхилення	t-значення
Константа		32,328	8,913	3,627
AR	Лаг 1	-1,329	0,080	-16,595
	Лаг 2	-0,585	0,079	-7,400
Диференціальний		1		
МА	Лаг 1	-1,602	0,054	-29,523
	Лаг 2	-0,845	0,054	-15,742

Джерело: розраховано та складено автором

3) Отримання прогнозних значень.

За допомогою отриманої моделі було проведено прогнозування курсу криптовалюти біткойн на 10 точок наперед. Результати прогнозу наведено на рис. 2.3.

Показники наведені в табл. 2.4 свідчать про якість отриманої моделі ARIMA (2,1,2).

Достовірність та адекватність отриманих результатів було підтверджено співставленням фактичних і прогностичних параметрів курсу bitcoin, а також на підставі високого значення R-квадрат (рис. 2.4).

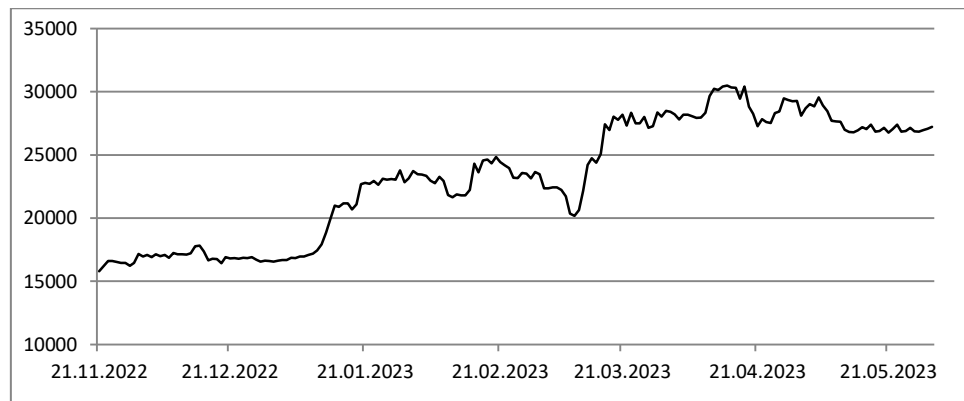


Рисунок 2.3 – Прогнозні значення курсу біткоіна на основі моделі ARIMA (2,1,2)

Джерело: розраховано та складено автором

Таблиця 2.4. Якісні характеристики моделі ARIMA (2,1,2)

Характеристика	Значення
Скоригований R-квадрат	0,87
R-квадрат	0,9
Дисперсія залишків	165, 9
Похибка залишків	4,18

Джерело: розраховано та складено автором

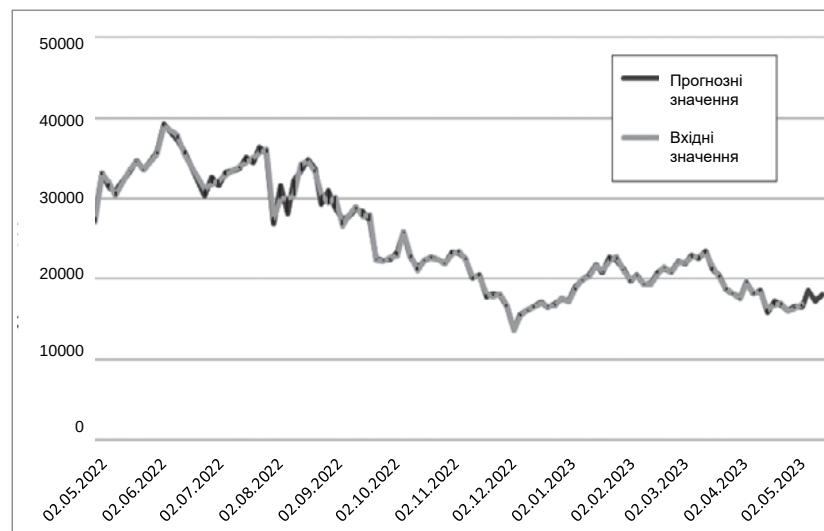


Рисунок 2.4 – Прогнозні та фактичні дані курсу криптовалюти bitcoin за період з 05.05.2022 р по 21.05.2023 р.

Джерело: розраховано та складено автором

Як видно з представленого графіка (рис.2.4), передбачені значення з високою точністю описують майбутні коригування, що підтверджується

вкрай високим рівнем передбаченої щоденної зміни трендів. Водночас, безсумнівно, спостерігаються і незначні розбіжності між абсолютними значеннями рядів, що є цілком допустимим і вкладається в рамки прогностичної похибки.

Отримані результати багато в чому свідчать про перспективність обраного інструментарію прогнозування, що ґрунтується на використанні алгоритмів авторегресії та проінтегрованої ковзної середньої. Однак необхідно зазначити, що побудована модель потребує свого подальшого вдосконалення. Так, наприклад, у зв'язку з високою мінливістю досліджуваного ряду видається доцільним застосування моделей стохастичної волатильності.

Підбиваючи підсумок реалізованим оцінкам і розробленому методичному інструментарію, необхідно відзначити досить високий рівень його перспективності в рамках моделювання бізнес-процесів, заснованих на використанні криптоактивів. Це пов'язано насамперед із гострою необхідністю розуміння і передбачення біржових курсів криптовалюти, оскільки її використання в господарському обігу формує вельми високі ризики фінансових втрат господарюючих суб'єктів, спричинених значною волатильністю [9, 10].

З огляду на вищевикладене, пропоновані в дослідженні методологічні підходи значною мірою розширюють можливості передбачення перспектив розвитку ринку криптовалюти, що дасть змогу виробити механізми адаптації господарюючих суб'єктів до її волатильності, а також сформулюють підґрунтя для процесів моделювання та прогнозування фінансової стійкості національної економіки при її інтеграції в глобальну систему "цифрових грошей".

2.2. Попередній аналіз даних криптовалютного індексу

Прогнозування проводилось на денних значеннях індексу CRIX з 04.07.2019 по 21.05.2023 які взяті з 19 з ресурсу finance.yahoo.com. Денні значення індексу VIX за відповідний часовий проміжок взяті з порталу [Investing.com](https://investing.com). В останніх даних спостерігалися пропуски значень індексу VIX, тому що чиказька біржа опціонів не працює у вихідні та святкові дні, тоді як біржі криптовалют працюють в режимі 24/7. Ці пропуски ми заповнили попереднім відомим значенням індексу VIX. Таким чином було отримано денні значення індексів CRIX і VIX за 1674 дні. Описові статистики індексів наведено в таблиці 2.5.

Таблиця 2.5. Статистичні характеристики абсолютних значень та лог-приростів індексів CRIX та VIX за період з 04.07.2019 по 02.05.2023

Показники	Середнє	Медіана	Стандартне відхилення	Мінімум	Максимум
Криптоіндекс CRIX	7 678,60	1 312,40	11 256,47	362,10	62 885,30
Фондовий індекс VIX	15,22	13,96	4,45	9,14	40,74
Лог-прирости CRIX	0,00	0,00	0,038	-0,245	0,19
Лог-прирости VIX	0,00	0,00	0,071	-0,289	0,77

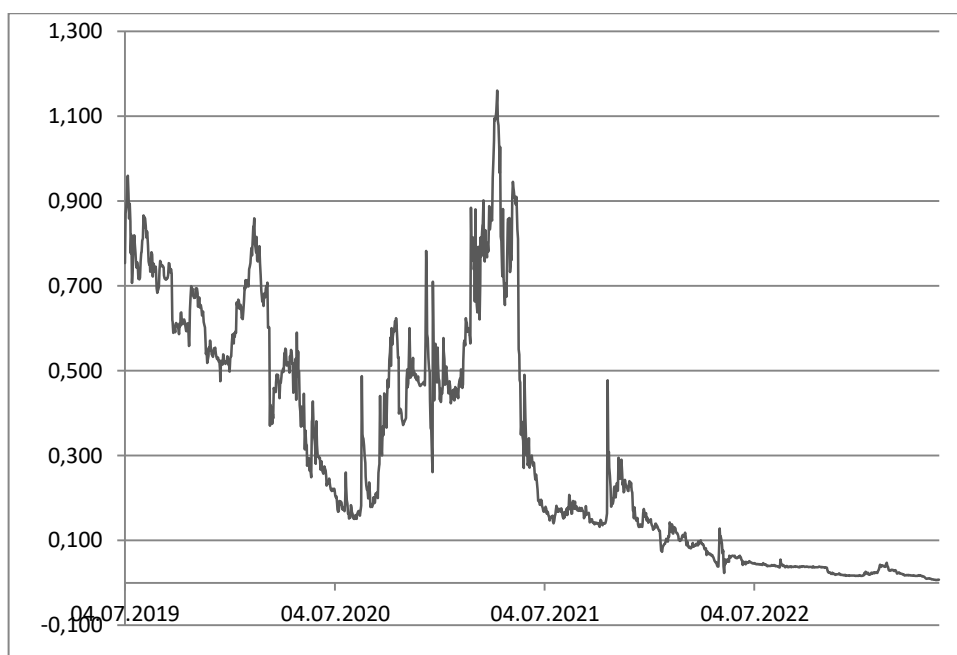
Джерело: розраховано та складено автором

З таблиці 2.5 видно, що дані криптоіндексу CRIX мають велике значення середньоквадратичного відхилення, а отже і дисперсії. Стандартне відхилення ряду перевищує його середнє значення за період.

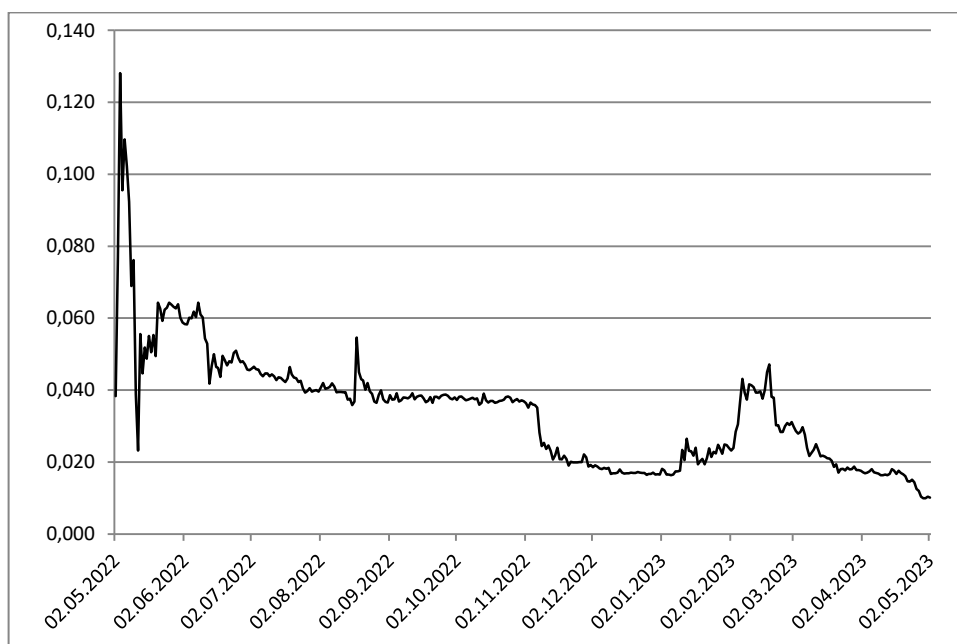
Як було сказано раніше, для коректного використання моделей ARIMA і ARIMA-GARCH, необхідно, щоб ряди були стаціонарними.

Розглянемо часовий ряд індексу CRIX.

На рис. 2.1 (А) зображено значення індексу CRIX за весь період з 04.07.2019 по 21.05.2023 та більш деталізовано за період з 02.05.2022 по 21.05.2023.



А)



Б)

Рисунок 2.5 – Значення криптоіндексу CRIX (в \$ США) за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р. (А) та деталізований за період 02.05.2022 р. по 21.05.2023 р. (Б)

Джерело: розраховано та побудовано автором

Як видно з графіка (рис.2.5), ряд не є стаціонарним: середнє значення значно змінюється з плином часу, отже, математичне сподівання індексу CRIX не буде однаковим для різних періодів часу.

Відсутність стаціонарності можна також відмітити, аналізуючи графіки функцій автокореляції (autocorrelations function, ACF) та часткової автокореляції (partial autocorrelations function, PACF) (рис. 3.2). За даними CRIX: значення ACF є значущим до 30 лагу та повільно зменшуються, натомість PACF має значущість лише у першому лагу, після якого йде різке падіння.

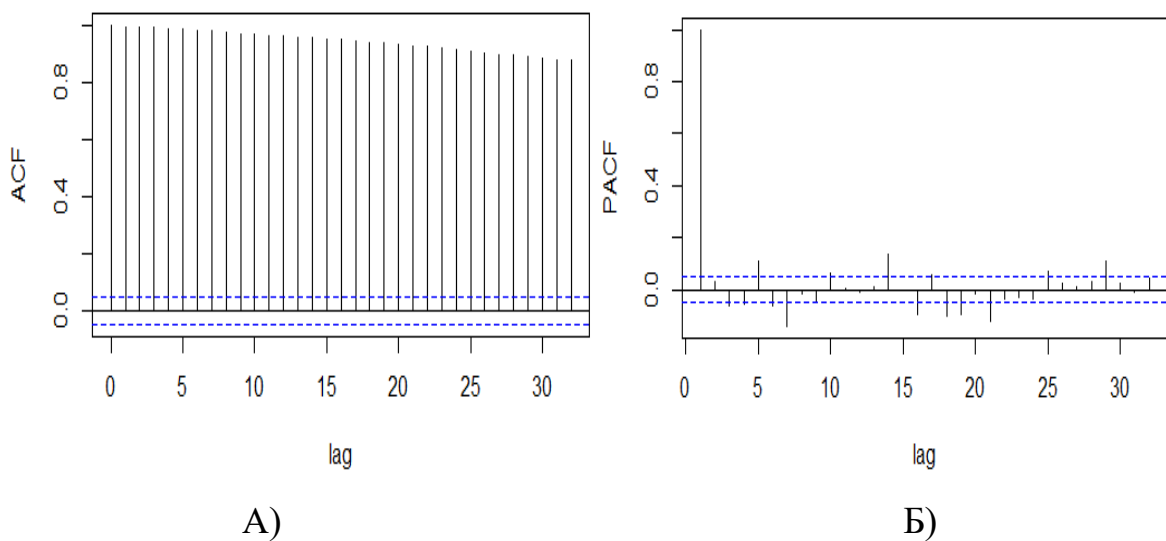


Рис. 2.6 – Функції автокореляції ACF (А) та часткової автокореляції PACF (Б) для денних значень індексу CRIX

Джерело: розраховано та складено автором

З графіків значень CRIX, автокореляції та часткової автокореляційної функції було зроблено висновок про нестаціонарність часового ряду, тому здійснено перехід до приростів, згідно з формулою (1.2). Графік приростів наведено на рисунку 2.7. Значення приростів на цьому графіку зображено за період 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р..

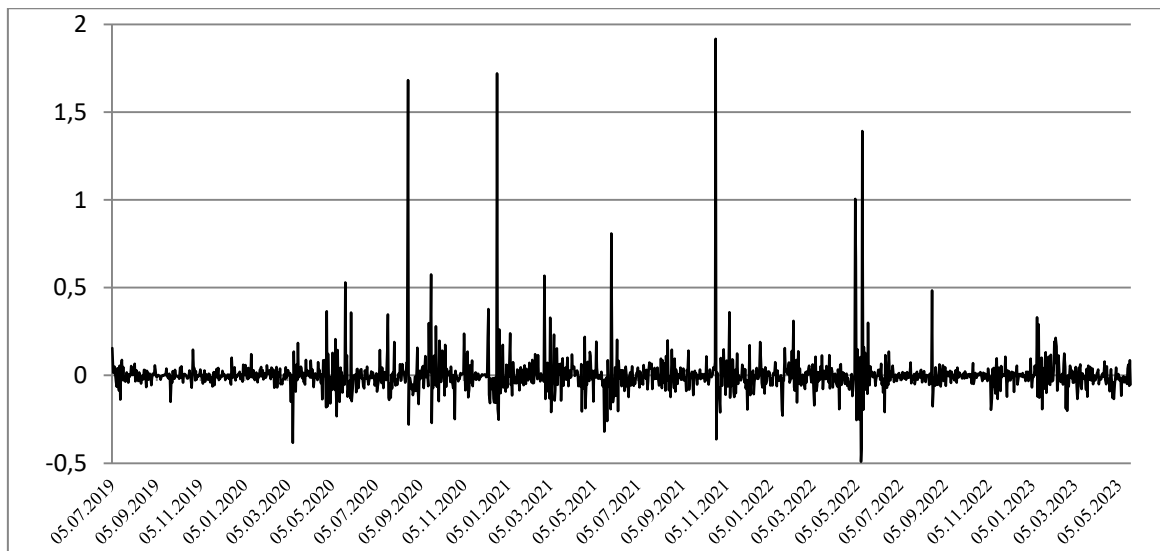


Рисунок 2.7 – Значення денних прирості індекса CRIX за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р.

Джерело: розраховано та побудовано автором

На рисунку 2.7 можна відзначити, що середні значення не змінюється з плином часу. Однак, денні прирости індексу CRIX зазнають сильних змін у дисперсії з плином часу, тому було вирішено перейти до лог-приростів.

Перехід до лог-приростів здійснювався згідно з формулою (1.2). Графік лог-приростів індексу CRIX подано на рисунку 2.8.

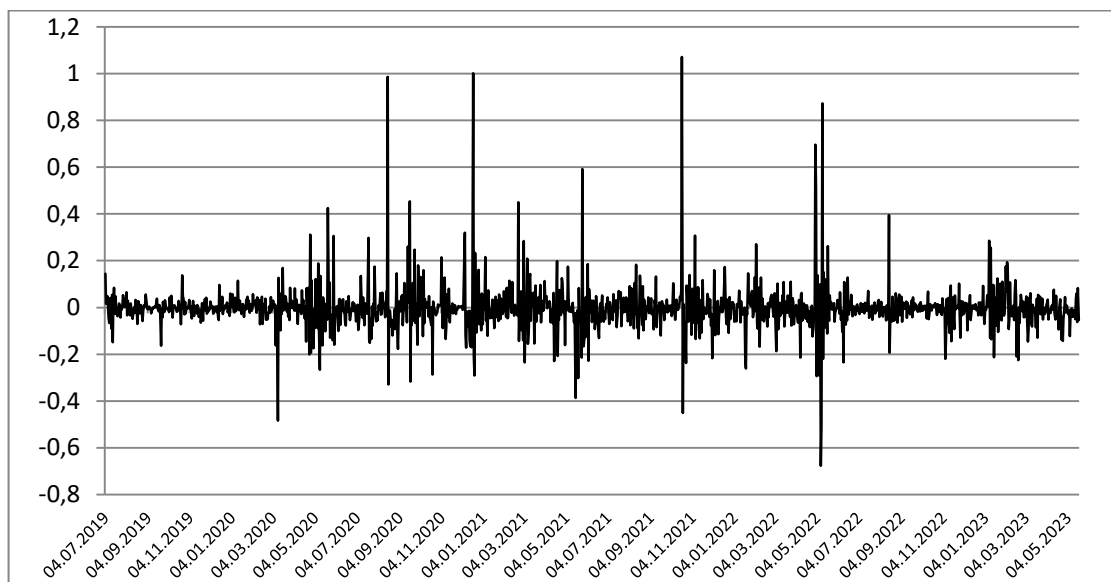


Рисунок 2.8 – Значення лог-прирості індекса CRIX за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р.

Джерело: розраховано та побудовано автором

На рисунку 2.8 видно, що середнє значення лог-приростів CRIX коливається близько нуля. При цьому можна також спостерігати значні зміни в дисперсії.

Далі реалізовано процедуру Доладо Дженкінса Сосвілла-Рів'єро. Нульова гіпотеза відхиляється, якщо обчислене значення статистики менше критичного. У результаті процедури виявлено, що лог-прирости індексу CRIX стаціонарні, оскільки в ADF-тесті гіпотезу про наявність одиничного кореня було відкинуто для всіх варіантів (тест із константою і трендом, тест із константою, тест без константи і тренда). Згідно з ADF тестом без константи і тренда для перших різниць CRIX нульова гіпотеза про наявність одиничного кореня відхиляється. Крім ADF тесту, лог-прирости тестували також за допомогою тесту Філіпса-Перрона. PP-тест також підтверджує стаціонарність лог-приростів, оскільки нульова гіпотеза про наявність одиничного кореня відкидається на один відсотковому рівні значущості. За результатами KPSS тесту гіпотеза про стаціонарність ряду підтвердилася при десяти відсотковому рівні значущості.

На рис.2.9 зображено абсолютні значення фондового індексу VIX за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р.

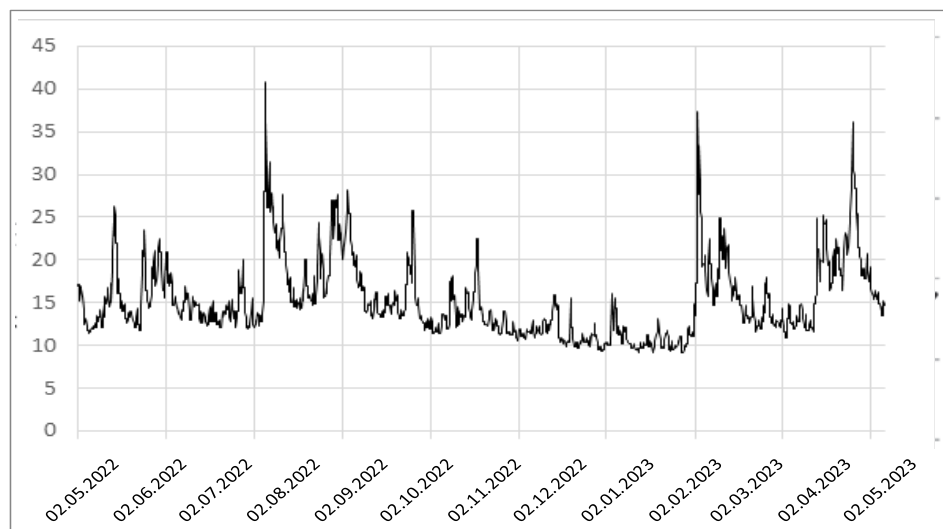


Рисунок 2.9. – Значення індекса VIX за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р.

Джерело: розраховано та побудовано автором

З графіка на рис. 2.9 неможливо визначити, є ряд абсолютних значень індекса VIX стаціонарним чи ні. Проте, відсутність стаціонарності можна також відмітити на рис.3.6, де наведено графіки функцій ACF і PACF: значення ACF значущі до 30 лага і повільно зменшуються, в той час як у PACF значущим є лише перший лаг, після чого йде різке падіння.

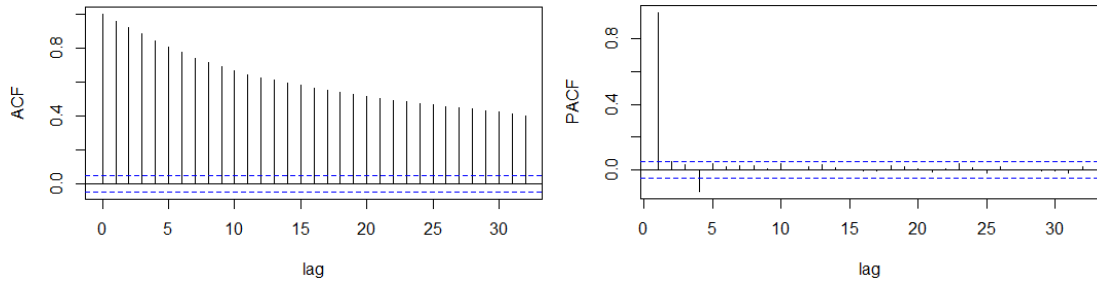


Рисунок 2.10 – Значення функцій ACF та PACF для індексу VIX за даними в період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р.

Джерело: розраховано та побудовано автором

Далі, по аналогії з індексом CRIX, виконано перехід до денних приростів індексу VIX за формулою (1.2).

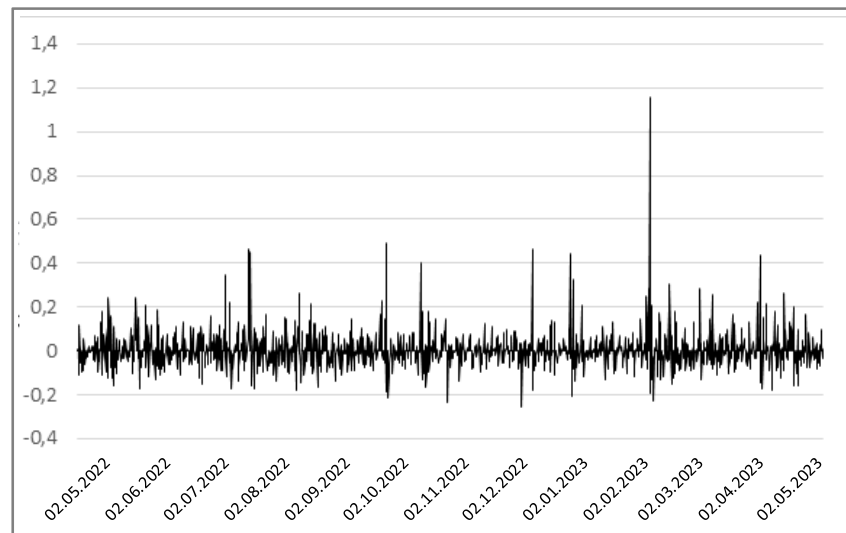


Рисунок 2.11– Значення денних приростів індекса VIX за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р.

Джерело: розраховано та побудовано автором

Як і у випадку з індексом CRIX (рис. 2.7), можна відзначити значну волатильність приростів індексу VIX. Тому для подільших розрахунків

використовувались лог-прирости фондового індексу VIX, які зображені на рис.2.12.

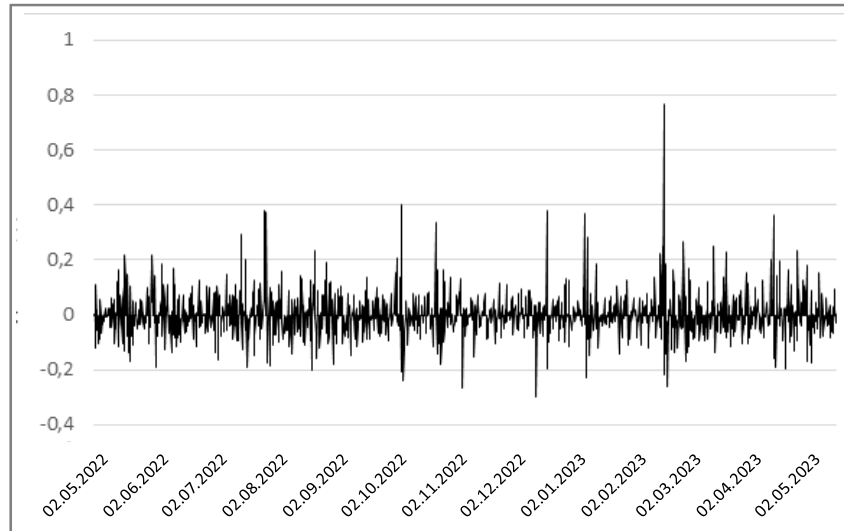


Рисунок 2.12 – Значення лог-приростів індексу VIX за період з 04.07.2019 р. по 21.05.2023 р.

Джерело: розраховано та побудовано автором

На рисунку 2.12 можна побачити, що середнє значення ряду не змінюється з плином часу, а це вказує на стаціонарність ряду.

Далі для перевірки денних лог-приростів індексу VIX було застосовано процедуру Доладо Дженкінса Сосвілла-Рів'єро, за алгоритмом який описано вище. За результатами цієї процедури виявлено, що денні лог-прирости VIX стаціонарні. Згідно з ADF тестом без константи нульова гіпотеза про наявність одиничного кореня відхиляється на рівні значущості 1%.

Також, лог-прирости VIX перевірено на стаціонарність за допомогою тесту Філіпса-Перрона (PP-тест) і тесту Квятковскі-Філіпса-Шмідта-Шина (KPSS-тест). Згідно з PP-тестом для лог-приростів VIX про наявність одиничного кореня відкидається на один відсотковому рівні значущості. KPSS-тест також свідчить про стаціонарність ряду: нульова гіпотеза про стаціонарність приймається на десяти відсотковому рівні значущості. Таким чином, обидва тести підтвердили стаціонарність ряду.

2.3. Оцінювання авторегресійних моделей та розрахунок прогнозу

Оцінювання моделей для залежної змінної індексу криптовалют CRIX проводилось за методологією яка описана в пункті 1.3 цієї роботи. Ці результати, отримані на навчальній вибірці, наведено в таблиці 2.6.

Таблиця 2.6 - Результати оцінювання авторегресійних моделей для індексу CRIX з екзогенною змінною індексом VIX

Змінні	ARIMA(3,0,3)	ARIMAX(3,0,3)	ARIMA(3,0,3)- GARCH(1,1)	ARIMAX(3,0,3)- GARCH(1,1)
y_{t-1}	-0,13* (0,078)	-0,14 (0,11)	0,149*** (0,009)	1,487*** (0,01)
y_{t-2}	0,19*** (0,05)	0,19*** (0,06)	-0,15*** (0,01)	-1,26*** (0,02)
y_{t-3}	0,90*** (0,08)	0,90*** (0,08)	0,99*** (0,00)	0,82*** (0,02)
$t-1$	0,16* (0,09)	0,16 (0,11)	-0,15*** (0,00)	-1,41*** (0,00)
$t-2$	-0,19*** (0,06)	-0,19** (0,06)	0,16*** (0,01)	1,26*** (0,00)
$t-3$	-0,85*** (0,09)	-0,86*** (0,10)	-0,97*** (0,00)	-0,84*** (0,00)
VIX_{t-1}	-	-0,03** (0,01)	-	-0,01 (0,01)
Константа	-	-	0,00*** (0,00)	0,00*** (0,00)
ε^2_{t-1}	-	-	0,19*** (0,02)	0,19*** (0,02)
σ^2_{t-1}	-	-	0,81*** (0,02)	0,81*** (0,02)
AIC	-4 904,70	-4 907,39	-5 393,11	-5 387,19

Примітка: *, **, *** — 10%, 5%, 1% , відповідно, рівень значущості. В дужках наведено розраховані стандартні похибки параметрів моделі.

Джерело: розраховано та складено автором

З таблиці 2.6 видно, що коефіцієнт перед лог-приростами VIX виявився статистично значущим у моделі ARIMAX, що може бути підтвердженням про наявність впливу індексу VIX на індекс CRIX. Однак, однозначного висновку зробити не можна, оскільки можна помітити, що коефіцієнт перед змінною індексу VIX виявився незначущим у моделі ARIMAX(3,0,3)-GARCH(1,1).

На наступному кроці ми протестували квадрати залишків моделей ARIMA і ARIMAX на гетероскедастичність за допомогою тесту Льюїнга-Бокса і ARCH-тесту. Результати тетування представлені в таблиці 2.7.

Таблиця 2.7 – Результати тестів на гетероскедастичність залишків

Модель	P-value Тест Льюїнга-Бокса	P-value ARCH-тесту
ARIMA (3,0,3)	0,00	0,00
ARIMAX (3,0,3)	0,00	0,00
ARIMA (3,0,3)-GARCH(1,1)	0,73	0,46
ARIMAX (3,0,3)-GARCH(1,1)	0,68	0,45

Джерело: розраховано та складено автором

Ці тести дозволили перевірити наявність ARCH-ефектів і зрозуміти, чи є необхідність у використанні GARCH моделі. В результаті обох тестів нульова гіпотеза про спільну рівність автокореляцій квадратів залишків нулю не приймається на рівні значущості в один відсоток. Відповідно, у залишках спостерігається ARCH-ефект. Отже, необхідно застосувати GARCH модель для моделювання залишків. Візуалізація графіків функцій ACF і PACF для квадратів залишків також це підтверджує (рис. 2.13 та 2.14).

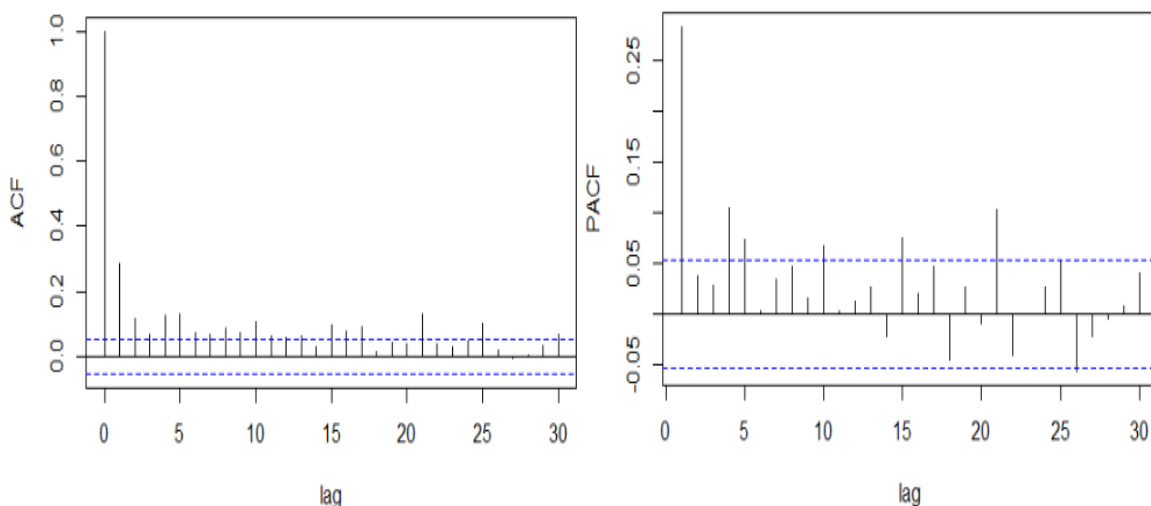


Рисунок 2.13 – Графіки функцій ACF і PACF для квадратів залишків моделі ARIMA(3,0,3)

Джерело: розраховано та побудовано автором

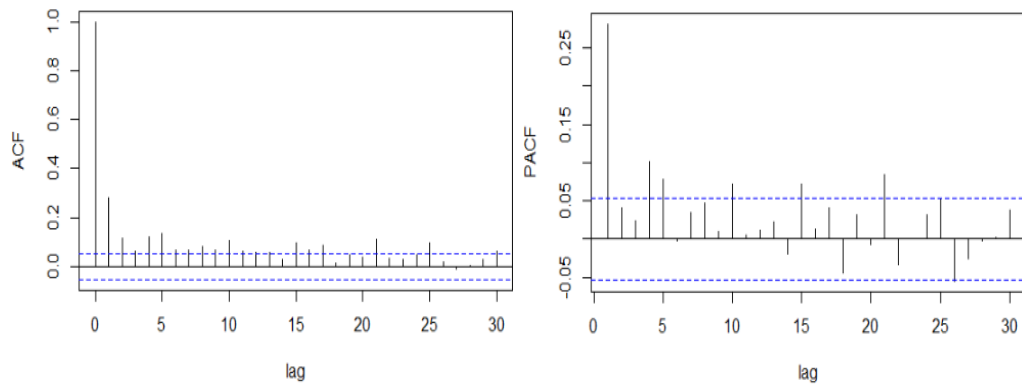


Рисунок 2.14 – Графіки функцій ACF и PACF для квадратів залишків моделі ARIMAX(3,0,3)

Джерело: розраховано та побудовано автором

Представлені на рис. 2.13 та 2.14 результати, також підтвердили наявність гетроскедастичності в залишках моделей ARIMA(3,0,3) і ARIMAX(3,0,3). Тому було оцінено моделі ARIMA(3,0,3)-GARCH(1,1) і ARIMAX(3,0,3)-GARCH(1,1). Результати оцінювання моделей наведено в таблиці 2.7. Помилки моделей ARIMA(3,0,3)-GARCH(1,1) і ARIMAX(3,0,3)-GARCH(1,1) також було оцінено за допомогою тесту Льюїнга-Бокса і ARCH-тесту. Згідно з таблицею 2.7 p -value в обох тестах виявилося більшим за 10%, що свідчить про відсутність гетероскедастичності в залишках після застосування GARCH моделей.

Обчислення прогнозів. На основі оцінених моделей здійснено розрахунки прогнозів на різні періоди часу. Результати прогнозування наведено в таблиці 2.8 і в таблиці 2.9.

Таблиця 2.8 – Прогнозна сила моделей за одинденного та дводенного періоду прогнозу

Період прогнозу	Показник	ARIMA (3,0,3)	ARIMAX (3,0,3)	ARIMA(3,0,3)-GARCH(1,1)	ARIMAX(3,0,3)-GARCH(1,1)
1 день	MAPE	1,93%	1,91%	1,51%	1,58%
	RMSE	287,83	280,83	198,66	214,54
	U Тиля	1,93%	1,92%	1,49%	1,58%
2 дні	MAPE	1,71%	1,68%	0,96%	0,98%
	RMSE	244,35	234,37	119,87	128,09
	U Тиля	1,73%	1,69%	1,12%	1,16%

Джерело: розраховано та складено автором

За результатами з табл. 2,8 варто зазначити, що прогнозна якість моделей, у яких похибки моделювалися за допомогою GARCH, для всіх періодів показала результат кращий, ніж ARIMA і ARIMAX моделі. Цей факт підтверджується тим, що всі прогнозні статистики для моделей ARIMA-GARCH і ARIMAX-GARCH, виявилися меншими, ніж для моделей ARIMA і ARIMAX. Проте, для 1-денного і 2-денного прогнозування можна відзначити суперечливі результати. Під час прогнозування на 1 і 2 дні модель ARIMA з індексом VIX як екзогенною змінною показала кращі результати, ніж модель ARIMA без екзогенного регресора. Виходячи з цього можна було б зробити висновок про те, що включення індексу VIX сприяє поліпшенню прогнозу індексу CRIX. Однак, коли залишки почали моделюватися за допомогою процесу GARCH, прогноз моделі з екзогенною змінною виявився гіршим, ніж у звичайної ARIMA-GARCH моделі. Відповідно, на даному етапі не можна зробити однозначного висновку щодо того, чи сприяє покращенню якості прогнозу на 1 або 2 дні індексу криптовалют включення до моделі індексу волатильності фондового ринку. Однак варто зазначити, що найбільшу передбачувальну силу має модель без включення індексу VIX як екзогенного регресора.

Таблиця 2.9 – Прогнозна якість моделей за семиденного і тридцятиденного періоду прогнозування

Період прогнозу	Показник	ARIMA(3,0,3)	ARIMAX(3,0,3)	ARIMA(3,0,3)-GARCH(1,1)	ARIMAX(3,0,3)-GARCH(1,1)
7 днів	MAPE	3,42%	3,43%	2,24%	2,17%
	RMSE	876,86	862,26	635,67	580,68
	U Тиля	4,93%	4,86%	3,72%	3,44%
30 днів	MAPE	20,18%	19,82%	16,60%	15,36%
	RMSE	6 096,92	5 983,96	5 163,77	4 784,28
	U Тиля	30,05%	29,58%	26,10%	24,49%
344 дні (повна тестова вибірка)	MAPE	30,48%	29,71%	21,35%	26,57%
	RMSE	5 063,06	4 941,03	4 094,88	3 995,59
	U Тиля	33,56%	32,89%	28,19%	27,66%

Джерело: розраховано та складено автором

При прогнозуванні на тиждень наперед (Таблиця 2.9), прогноз за моделлю ARIMA поступається прогнозу моделі ARIMA з екзогенними регресорами (RMSE і U статистика Тіля для ARIMA з екзогенними змінними менші). Однак, згідно з показником MAPE модель без екзогенної змінної дає незначно кращий прогноз, ніж модель з індексом VIX. Як було зазначено раніше, моделі, в яких залишки слідували GARCH процесу, дали більш точний прогноз. Щодо тижневих прогнозів це твердження можна також вважати правильним. Порівнюючи ARIMA-GARCH і ARIMAX-GARCH, можна дійти висновку про перевагу моделі з екзогенним регресором, оскільки всі три статистики менші для ARIMAX-GARCH. Подібний висновок було зроблено під час порівняння моделей ARIMA і ARIMAX. Відповідно, результати цього прогнозу дають змогу зробити висновок про те, що під час прогнозування на тиждень наперед включення індексу VIX як екзогенного регресора призводить до поліпшення прогнозової сили моделі.

Тридцятиденний прогноз показав результати, схожі з результатами семиденного прогнозу. Прогнозна сила моделей з індексом VIX перевершила прогнозну силу моделей без цього індексу: всі статистики, що оцінюють прогноз, виявилися меншими для моделей ARIMAX і ARIMAX-GARCH, порівняно з моделями ARIMA і ARIMA-GARCH. Відповідно, основним висновком на цей момент є те, що під час прогнозування на тридцять днів (місяць) наперед включення індексу VIX як екзогенного регресора призводить до підвищення точності прогнозу.

При прогнозуванні на весь період тестової вибірки модель ARIMAX показала більшу прогнозну якість порівняно з моделлю ARIMA. Однак, під час порівняння моделей ARIMA-GARCH і ARIMA-GARCH з екзогенними змінними не можна однозначно відповісти, який прогноз кращий. Згідно з коренем із середньоквадратичної помилки моделі та показником U Тіля, більшу прогнозну силу має модель з екзогенною змінною. Однак, середній

відсоток помилки у моделі без екзогенної змінної ARIMA-GARCH найменший.

Загалом, для всіх періодів прогнозування статистика U Тіля і RMSE показали, що прогноз моделлю ARIMA з включенням змінної VIX з одиничним лагом виявився точнішим, ніж прогноз звичайної моделі ARIMA. MAPE сигналізує про схоже поліпшення моделі в разі включення екзогенного регресора, виняток становить передбачення на тиждень вперед. У цьому разі MAPE сигналізує про те, що модель ARIMA без екзогенного регресора впоралася із завданням передбачення трохи краще, ніж модель з індексом VIX як регресором.

Порівнюючи моделі ARIMA-GARCH і ARIMAX-GARCH, можна відзначити, що під час передбачення на найближче майбутнє (1-2 дні) включення екзогенного регресора лише погіршувало прогноз моделі. Ба більше, модель ARIMA-GARCH дала найкраще передбачення серед усіх чотирьох моделей, тому на даному етапі робиться висновок про те, що включення індексу VIX під час прогнозування на 1 або 2 дні вперед не є обґрунтованим. Водночас під час передбачення на триваліші проміжки часу (7 днів, 30 днів або більше) найточнішим прогнозом володіла модель ARIMAX-GARCH. Таким чином, можна стверджувати, що під час прогнозування на 7 днів або 30 днів уперед покращує передбачення.

Таким чином, за результатами отриманих прогнозів можна зробити два основні висновки:

- 1) Включення індексу VIX до моделі прогнозування індексу криптовалют не призводить до підвищення точності прогнозу при прогнозуванні на короткі проміжки часу (1 або 2 дні).

- 2) Включення індексу VIX до моделі прогнозування індексу криптовалют призводить до підвищення точності прогнозу при прогнозуванні на проміжки часу в 7 днів або 30 днів.

Далі ці твердження було перевірено за допомогою прогнозу методом вікна, що розширюється. Таким чином, для 334 спостережень (20% вибірки)

здійснювали передобір лагів на основі інформаційного критерію Акайке та переоцінку моделей ARIMA, ARIMAX, ARIMA-GARCH, ARIMAX-GARCH і прогнозування на 1 день, 2 дні, тиждень (7 днів) і місяць (30 днів) уперед. Результат оцінювання точності прогнозів наведено в таблиці 2.10 і таблиці 2.11.

За результатами таблиці 2.10, можна відзначити, що прогноз, наданий моделлю ARIMA-GARCH і ARIMAX-GARCH, не завжди перевершує прогноз, наданий простішими моделями ARIMA і ARIMAX. Можливим поясненням є те, що під час перерахунку всіх моделей і прогнозування за допомогою вікна, що розширюється, не завжди здійснювали перевірку на наявність гетероскедастичності залишків, тому, у низці випадків, прості моделі давали більш точне передбачення.

Таблиця 2.10 – Прогнозна якість моделей методом розширюючого вікна для одnodенного та дводенного періодів

Період прогнозу	Показник	ARIMA	ARIMAX	ARIMA-GARCH	ARIMAX-GARCH
1 день	MAPE	2,68%	2,71%	2,72%	2,75%
	RMSE	701,55	704,69	718,06	724,17
	U Тиля	3,88%	3,90%	3,97%	4,00%
2 дні	MAPE	3,98%	3,96%	3,87%	3,80%
	RMSE	992,71	992,63	965,02	954,60
	U Тиля	5,49%	5,49%	5,34%	5,28%

Джерело: розраховано та складено автором

Також можна зазначити, що під час прогнозування на 1 день наперед підтверджується висновок про відсутність поліпшення точності прогнозу при включенні екзогенної змінної VIX. Найточніше передбачення дала модель ARIMA. Отже, включення індексу волатильності в модель як регресора лише погіршило точність передбачення. Цей факт можна також спостерігати при порівнянні моделей ARIMA-GARCH і ARIMAX-GARCH. Модель без регресора дала точніший прогноз.

Однак при передбаченні на два дні спостерігаються результати, які суперечать висновкам, зробленим раніше. Згідно з таблицею 2.10, найкращий прогноз має модель ARIMAX-GARCH. Також, якщо попарно порівняти

моделі ARIMA з ARIMAX і ARIMA-GARCH з ARIMAX-GARCH, то можна помітити, що моделі з індексом VIX показують кращий прогноз, ніж моделі без нього.

За семиденного передбачення (таблиця 2.11) розширюваним вікном моделі без GARCH дали більш точне передбачення. Також підтверджується зроблений раніше висновок - при включенні індексу VIX передбачення моделей поліпшується.

Таблиця 2.11 – Прогнозна якість моделей методом розширюючого вікна для семиденного і тридцятиденного періодів прогнозу

Період прогнозу	Показник	ARIMA	ARIMAX	ARIMA-GARCH	ARIMAX-GARCH
7 днів	MAPE	8,84%	8,78%	8,97%	8,95%
	RMSE	1 074,52	1 070,49	1 089,93	1 081,84
	U Тиля	11,48%	11,46%	11,57%	11,52%
30 днів	MAPE	22,92%	22,80%	23,63%	23,67%
	RMSE	5 417,27	5 366,91	5 789,33	5 828,93
	U Тиля	29,98%	29,70%	32,04%	32,26%

При тридцятиденному передбаченні однозначного висновку зробити не можна. Тоді як модель ARIMAX показала результат кращий, ніж модель ARIMA, модель ARIMA-GARCH без екзогенної змінної виявилася кращою за модель ARIMAX-GARCH при прогнозуванні.

Таким чином, основним результатом цієї роботи можна вважати той факт, що в разі включення в модель індексу волатильності фондового ринку покращується дводенне і семиденне передбачення криптоіндексу CRIX. А для моделей прогнозування дохідності криптовалюти біткоїн – включення такої змінної погіршує якість прогнозних моделей.

ВИСНОВКИ

Як було зазначено в низці робіт (Dyhrberg (2016), Kancs et al. (2015), Bouoiyour, Selmi (2015)), криптовалюти стали не тільки засобом, за допомогою якого можна здійснювати транзакції, а й спекулятивним активом, що може стати альтернативою традиційним інвестиційним активам, таким як акції, облігації, золото або нафта. Ба більше, включення криптовалют до інвестиційного портфеля сприяє його диверсифікації. Тому виникає необхідність дослідити ринок криптовалют.

Для ринку криптовалют було розроблено індекс криптовалют - CRIX. Даний індекс відстежує розвиток і динаміку ринку криптовалют загалом. Однак, людина, яка інвестує в криптовалюту, зацікавлена не в поточному значенні індексу, а в тому, як поведе себе індекс криптовалют у майбутньому. Інакше кажучи, вона зацікавлена в найточнішому прогнозі індексу криптовалют.

Індекс VIX відображає очікування інвесторів щодо майбутньої волатильності фондового ринку. Крім того, у дослідженнях було виявлено значущий вплив індексу VIX на низку найбільших криптовалют. Тому було висунуто припущення про те, що за допомогою цього індексу можна буде поліпшити прогноз індексу криптовалют CRIX.

У цій роботі було проведено дослідження передбачення індексу криптовалют CRIX за допомогою моделей часових рядів. Основною метою цієї роботи було виявлення того, чи дає змогу включення в моделі індексу VIX домогтися більш точного прогнозу індексу CRIX.

У роботі використовувалися денні дані індексу CRIX за період з 02.05.2022 р. по 21.05.2023 р. Дані індексу VIX були зібрані за відповідний проміжок часу. Для передбачення було взято лог-прирости індексів. Стаціонарність лог-приростів було перевірено за допомогою процедури Доладо Дженкінса Сосвілла-Рів'єро, що використовує ADF-тест. Крім цього,

стаціонарність рядів перевірили за допомогою PP-тесту і KPSS-тесту. Досліджуваний період часу було розбито на навчальну і тестову вибірки у співвідношенні 80:20. Цей крок було зроблено для того, щоб надалі оцінити прогнози, дані моделями, і порівняти їх. На навчальній вибірці було оцінено моделі часових рядів, за допомогою яких згодом здійснювалося прогнозування. Прогнозні значення порівнювали з реальними значеннями з тестової вибірки.

На навчальній вибірці було оцінено інтегровану модель авторегресії - ковзного середнього (ARIMA) та інтегровану модель авторегресії - ковзного середнього з екзогенною змінною (ARIMAX). Лаги в цих моделях було обрано автоматично на основі критерію Акайке, тобто було побудовано моделі з різними наборами лагів і обрано модель, для якої інформаційний критерій Акайке виявився найменшим. У залишках моделей було виявлено гетероскедастичність, тому було ухвалено рішення використати модель узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності (GARCH) під час моделювання залишків моделей ARIMA і ARIMAX. Тому крім моделей ARIMA і ARIMAX було оцінено гібридні моделі ARIMA-GARCH і ARIMAX-GARCH.

За допомогою оцінених моделей було здійснено передбачення на 1 день, 2 дні, 7 днів і 30 днів уперед. Для отриманих прогнозів було розраховано показники MAPE, RMSE та U Тіля, за допомогою яких можна було оцінювати точність передбачення. На підставі даних показників було зроблено висновки, які згодом перевірялися на стійкість під час прогнозування методом вікна, що розширюється. Варто зазначити, що під час прогнозування методом вікна, що розширюється, переоцінювалися не тільки самі моделі, а й кількість лагів у моделях, яку підбирали автоматично за допомогою критерію Акайке. Тому кількість лагів під час прогнозування методом вікна, що розширюється, змінювалася в міру включення спостережень у вибірку, на якій відбувалося оцінювання.

Основними результатами цієї роботи є такі:

1) Під час прогнозування індексу CRIX на 1 день уперед включення в модель індексу VIX не сприяє підвищенню точності прогнозу.

2) При прогнозуванні індексу CRIX на 2 дні вперед включення в модель індексу VIX сприяє підвищенню точності прогнозу.

3) При прогнозуванні індексу CRIX на 7 днів наперед включення в модель індексу VIX сприяє підвищенню точності прогнозу.

Можливим поясненням першого висновку є гіпотеза ефективного ринку, вперше висунута в роботі Малкіл, Фама (1970) (Malkiel, Fama (1970)). Відповідно до цієї гіпотези, під час передбачення на день уперед найточніше передбачення матиме найпростіша з моделей. Незважаючи на те, що спочатку теорія ефективного ринку розроблялася для ринків капіталу, робота Веї (2018) (Wei, 2018) показала, що низку найбільших криптовалют можна вважати ефективними. Згідно з результатами цього дослідження, найкращим чином із передбаченням на день уперед стала проста модель ARIMA, у якій немає додаткових параметрів і в якій залишки не моделюються за допомогою процесу GARCH.

Висновки про поліпшення прогнозу при прогнозуванні на 2 дні наперед і на тиждень наперед можуть бути корисними в трейдингу. Згідно з роботою Лін (2008) (Lien, 2008) Трейдинг можна розділити на два типи: інтрадей трейдинг і свінг трейдинг. Інтрадей трейдинг передбачає, що трейдер намагатиметься заробити на коливаннях ціни на актив всередині дня. Свінг трейдер буде розраховувати свою стратегію на кілька днів вперед. Висновки 2) і 3) можуть бути корисними для свінг-трейдерів, які розглядають криптовалюту як альтернативну можливість для інвестування, тому що під час формування стратегії на кілька днів уперед з'являється можливість поліпшити передбачуване значення індексу CRIX.

Виходячи із застосування цих висновків на практиці, можна виявити і головне обмеження цієї роботи. Було проведено дослідження впливу індексу волатильності фондових ринків з одиничним запізненням на прогноз індексу криптовалют. Отже, під час передбачення індексу CRIX на 2 дні або на

тиждень наперед необхідно знати значення індексу волатильності на 1 день і 6 днів наперед, відповідно. Тому при спробі поліпшити передбачення індексу криптовалют у трейдера виникає необхідність передбачати ще й індекс VIX, що, безсумнівно, підвищує ризики. Однак наразі індекс VIX є одним із найбільш затребуваних на ринку, тому існує безліч різних способів передбачення цього індексу (Наприклад: Ahoniemi (2006), Fernandes et al. (2014)). Крім цього, на чиказькій біржі опціонів є можливість торгувати опціонами на індекс волатильності, що також може посприяти побудові прогнозу індексу VIX.

Іншим обмеженням цієї роботи є обраний метод передбачення. Незважаючи на те, що моделі ARIMA та ARIMA-GARCH є базовими моделями часових рядів, у цьому дослідженні не було представлено методів машинного навчання. На даний момент немає однозначного висновку щодо того, які класи моделей мають більшу точність прогнозування. Однак, у деяких роботах було показано перевагу моделей машинного навчання перед традиційними моделями часових рядів (наприклад: Hossain et al., 2009). Також наразі триває розробка гібридних моделей, які використовують як методи машинного навчання, так і методи часових рядів. Так було розроблено ANN-GARCH модель із регресорами, яку використовували для завдання передбачення волатильності цін на метали Хернандез (2017) (Hernandez, 2017).

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Cheah E.T., Fry J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin // *Economics Letters*. 130, 32–36. [dx.doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029](https://doi.org/10.1016/j.econlet.2015.02.029) (дата звернення 13.11.2023)
2. Bariviera A.F., Basgall M.J., Hasperue W., Naiouf M. (2017). Some stylized facts of the Bitcoin market // *Physica A*. 484, 82–90. doi.org/10.1016/j.physa.2017.04.159 (дата звернення 13.11.2023)
3. CoinMarketCap. URL: <https://coinmarketcap.com> (дата звернення 13.11.2023)
4. Сайт компанії Tripple A. <https://triple-a.io/crypto-ownership-ukraine-2022/> (дата звернення 13.11.2023)
5. Сервіс віртуальних біткойн-гаманців. blockchain.info/ (дата звернення 13.11.2023)
6. Bouoiyour J., Selmi R. (2015). Bitcoin price: Is it really that new round of volatility can be on way? // *Munich Personal RePEc Archive* 6558 (August). mpra.ub.uni-muenchen.de/id/eprint/65580 (дата звернення 13.11.2023)
7. Source: Coinglass) <https://cryptoslate.com/insights/bitcoin-surges-to-new-yearly-high-of-35950-causing-over-100m-in-short-liquidations/> (дата звернення 13.11.2023)
8. Компанія Chainalysis опублікувала щорічне дослідження - Звіт про географію криптовалют <https://www.chainalysis.com/blog/2023-global-crypto-adoption-index/> (дата звернення 13.11.2023)
9. Harwick C. (2016). Cryptocurrency and the problem of intermediation // *Independent Review*. 20(4). Pp. 569–588.
10. Luther W.J. (2016). Cryptocurrencies, network effects, and switching costs // *Contemporary Economic Policy*. 34(3). Pp. 553–571.

11. White L.H. (2015). The market for cryptocurrencies // Cato Journal. 35(2). pp. 383–402.
12. Woo D. et al. (2013). Bitcoin: A First Assessment FX and Rates.
13. Investing.com. URL: <http://investing.com>
14. CoinGecko. URL: <https://www.coingecko.com> (дата звернення 13.11.2023)
15. COIN360 - Інформаційний портал про криптовалюти та криптовалютні біржі в реальному часі. [https://coin360.com/?period=\[1562236534000%2C1683023734000\]](https://coin360.com/?period=[1562236534000%2C1683023734000]) (дата звернення 13.11.2023)
16. Сайт індексу криптовалют CRIX. URL: <http://thecrix.de/> (дата звернення 13.11.2023)
17. Дербенцев В. Д., Великоіваненко Г. І., Даценко Н. В. Застосування методів машинного навчання до прогнозування часових рядів криптовалют. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2019, №8. <https://ir.kneu.edu.ua/server/api/core/bitstreams/1c9ce012-6de2-409a-b6f4-fd865b48ea57/content> (дата звернення 13.11.2023)
18. Garcia D., Schweitzer F. Social Signals and Algorithmic Trading of Bitcoin. Zurich, 2015. 19 p.
19. Hayes A. The Decision to Produce Altcoins: Miners' Arbitrage in Cryptocurrency. NY: The New School for Social Research, 2014. 7 p.
20. Wei W. C. Liquidity and market efficiency in cryptocurrencies // Economics Letters. 2018. № 168. P. 21-24.
21. Kristoufek L. Bitcoin Meets Google Trends and Wikipedia: Quantifying the Relationship Between Phenomena of the Internet Era // Scientific Reports. 2013. № 3. P. 1-7.
22. Ahoniemi K. Modeling and forecasting implied volatility-an econometric analysis of the VIX index. 2006. [Electronic resource] URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/14912922.pdf> (дата звернення 13.11.2023)

23. Bakar N. A., Rosbi, S. Autoregressive integrated moving average (ARIMA) model for forecasting cryptocurrency exchange rate in high volatility environment: A new insight of bitcoin transaction. // International Journal of Advanced Engineering Research and Science. 2017. №4(11).
24. Balcilar M., Bouri E., Gupta R., Roubaud D. Can volume predict Bitcoin returns and volatility? A quantiles-based approach // Economic Modelling. 2017. № 64. P. 74-81.
25. Bollerslev T. Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity // Journal of econometrics. 1986. № 31(3). P. 307-327.
26. Bouoiyour J., Selmi R. Bitcoin: A beginning of a new phase // Economics Bulletin. 2016. № 36(3), P. 1430-1440 (дата звернення 13.11.2023)
27. Campbell J. Y., Campbell J. J., Campbell J. W., Lo A. W., Lo A. W. C., MacKinlay A. C. The econometrics of financial markets. 1997. Princeton University press.
28. Chen S., Chen C., Hardle W. K., Lee T. M., Ong B. A first econometric analysis of the CRIX family. 2016. [Electronic resource] URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2832099 (дата звернення 13.11.2023)
29. Chu J., Chan S., Nadarajah S., Osterrieder, J. GARCH modelling of cryptocurrencies // Journal of Risk and Financial Management. 2017. № 10(4). P. 17.
30. Conrad C., Custovic A., Ghysels E. Long-and Short-Term Cryptocurrency Volatility Components: A GARCH-MIDAS Analysis // Journal of Risk and Financial Management. 2018. № 11(2). P. 23.
31. Dyhrberg A. H. Bitcoin, gold and the dollar—A GARCH volatility analysis // Finance Research Letters. 2016. №16. P. 85-92.
32. Engle R. F. Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation // Econometrica: Journal of the Econometric Society. 1982. P. 987-1007.

33. Fantazzini D., Nigmatullin E., Sukhanovskaya V., Ivliev S. Everything you always wanted to know about bitcoin modelling but were afraid to ask // Applied Econometrics, Forthcoming. 2016. [Electronic resource] URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2794622 (дата звернення 13.11.2023)
34. Fernandes M., Medeiros M. C., Scharth M. Modeling and predicting the CBOE market volatility index // Journal of Banking & Finance. 2014. № 40. P. 1-10.
35. Georgoula I., Pournarakis D., Bilanakos C., Sotiropoulos D., Giaglis G. M. Using time-series and sentiment analysis to detect the determinants of bitcoin prices. 2015. [Electronic resource] URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2607167 (дата звернення 13.11.2023)
36. Glaser F., Haferhorn M., Weber M. C., Zimmermann K., Siering M. Bitcoin – Asset or currency? Revealing users' hidden intentions. 2014. [Electronic resource] URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2425247 (дата звернення 13.11.2023)
37. Hardle W. K., Trimborn S. Crix or evaluating blockchain based currencies. 2015. № 2015-048. SFB 649 Discussion Paper.
38. Hernandez E. Volatility of main metals forecasted by a hybrid ANN-GARCH model with regressors // Expert Systems with Applications. 2017. № 84. P. 290-300.
39. Hossain A., Zaman F., Nasser M., Islam M. M. Comparison of GARCH, neural network and support vector machine in financial time series prediction. // International Conference on Pattern Recognition and Machine Intelligence. 2009. P. 597-602.