

Міністерство освіти і науки України  
Сумський державний університет  
Навчально-науковий інститут бізнес-технологій «УАБС»  
Кафедра економічної кібернетики

## КВАЛІФІКАЦІЙНА МАГІСТЕРСЬКА РОБОТА

на тему «Прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами»

Виконав студент 2 курсу, групи ЕК.м-71а  
(номер курсу) (шифр групи)

Спеціальності 051 «Економіка («Економічна кібернетика»)

Халімончук І.В.  
(прізвище, ініціали студента)

Керівник ст. викладач, к.е.н.Синявська О.О.  
(посада, науковий ступінь, прізвище, ініціали)

Суми – 2018 рік

## РЕФЕРАТ

### кваліфікаційної магістерської роботи на тему «ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСІВ КРИПТОВАЛЮТ НА ОСНОВІ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ ІЗ КЛЮЧОВИМИ ІНДИКАТОРАМИ»

студента Халімончука Івана Віталійовича

Актуальність кваліфікаційної магістерської роботи визначена стрімким розвитком криптовалют та технологій, які вони використовують. За умов появи нових видів криптовалют та адаптації існуючих до різноманітних фінансових інститутів, виникає необхідність в детальному вивченні даної тематики, визначення ряду факторів, що впливають на динаміку курсів криптовалют.

Мета кваліфікаційної роботи – розробка математичної моделі для прогнозування криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами.

Об'єкт дослідження – динаміка курсів криптовалют.

Предмет дослідження – математичні методи та моделі прогнозування курсів криптовалют.

У відповідності до поставлених завдань було здійснено: дослідження суті поставленої задачі та предметної області, дослідження існуючих методів та моделей прогнозування криптовалют, пошук та опис факторів, що впливають на курс криптовалюти, розробку вимог до моделі, дослідження причинності між факторами та курсом криптовалют, визначення критеріїв оцінки якості та точності моделі.

Результатом роботи виступають розроблені моделі для прогнозування курсів Bitcoin, Ethereum та XRP на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами, прогноз на декілька періодів вперед.

Результати дослідження апробовано на III Всеукраїнській науково-практичній on-line конференції «Проблеми та перспективи розвитку фінансово-кредитної системи України» :

– Синявська О. О., Халімончук І. В. Прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами / О.О. Синявська, І.В. Халімончук / Проблеми та перспективи розвитку фінансово-кредитної системи України : збірник матеріалів III Всеукраїнської науково-практичної on-line конференції (Суми, 22–23 листопада 2018 року) / Навчально-науковий інститут бізнес-технологій «УАБС» Сумського державного університету. – Суми : Сумський державний університет, 2018. – С. 327-330.

Ключові слова: криптовалюта, Bitcoin, Ethereum, Ripple(XRP), тест Грейнджера, ARDL, прогнозування курсу криптовалют.

Основний зміст кваліфікаційної магістерської роботи викладено на 72 сторінках, зокрема список використаних джерел із 71 найменування, розміщений на 8 сторінках. Робота містить 7 таблиць, 18 рисунків, а також 2 додатки, розміщених на 6 сторінках.

Рік виконання кваліфікаційної роботи – 2018 рік

Рік захисту роботи – 2018 рік

Міністерство освіти і науки України  
Сумський державний університет  
Навчально-науковий інститут бізнес-технологій «УАБС»  
Кафедра економічної кібернетики

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри  
д.е.н., доцент  
\_\_\_\_\_ О.В. Кузьменко  
“ \_\_\_ ” \_\_\_\_\_ 2018 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ МАГІСТЕРСЬКУ РОБОТУ  
(спеціальність 051 «Економіка («Економічна кібернетика»))  
студенту 2 курсу, групи ЕК.м-71а

Халімончука Івана Віталійовича

(прізвище, ім'я, по батькові студента)

1. Тема роботи «Прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами»  
затверджена наказом по університету від «23» жовтня 2018 року №2277-II
2. Термін подання студентом закінченої роботи «17» грудня 2018 року
3. Мета кваліфікаційної роботи – розробка математичної моделі для прогнозування криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами
4. Об'єкт дослідження - динаміка курсів криптовалют
5. Предмет дослідження - математичні методи та моделі прогнозування курсів криптовалют
6. Кваліфікаційна робота виконується на матеріалах ТОВ «Українські інформаційні технології»
7. Орієнтовний план кваліфікаційної роботи, терміни подання розділів керівникові та зміст завдань для виконання поставленої мети  
Розділ 1 «Теоретичні аспекти прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами», 12 листопада 2018 р.

(назва – термін подання)

У розділі 1 *поняття криптовалют; види криптовалют; аналіз динаміки їх курсів; огляд сучасного стану прогнозування динаміки курсів криптовалют; теоретичні основи тесту Грейнджера та побудови ARDL моделей*

(зміст конкретних завдань до розділу, які повинен виконати студент)

Розділ 2 *«Розробка математичної моделі прогнозування курсів криптовалют», 26 листопада 2018 р.*

(назва – термін подання)

У розділі 2 *опис вхідних змінних, розробка концептуальної моделі прогнозування динаміки курсів криптовалют, розробка методики проведення розрахунків*

(зміст конкретних завдань до розділу, які має виконати студент)

Розділ 3 *«Прогнозування динаміки курсів Bitcoin, Ethereum, Ripple(xrp) на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами», 10 грудня 2018 р.*

(назва – термін подання)

У розділі 3 *використання тесту Грейнджера для встановлення причинно-наслідкових зв'язків між індикаторами, побудова ARDL моделі, перевірка адекватності побудованої моделі та точності отриманих прогнозів*

(зміст конкретних завдань до розділу, які повинен виконати студент)

## 8. Консультації з роботи:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1	Синявська О.О., ст. викладач	21.09.2018	21.09.2018
2	Синявська О.О., ст. викладач	28.09.2018	28.09.2018
3	Синявська О.О., ст. викладач	05.10.2018	05.10.2018

## 9. Дата видачі завдання: «21» вересня 2018 року

Керівник кваліфікаційної роботи

\_\_\_\_\_ (підпис)

\_\_\_\_\_ (ініціали, прізвище)

Завдання до виконання одержав

\_\_\_\_\_ (підпис)

\_\_\_\_\_ (ініціали, прізвище)

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	5
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСІВ КРИПТОВАЛЮТ НА ОСНОВІ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ ІЗ КЛЮЧОВИМИ ІНДИКАТОРАМИ.....	7
1.1 Поняття криптовалют. Види криптовалют та аналіз динаміки їх курсів .....	7
1.2 Огляд сучасного стану прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами. ....	21
РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ КУРСІВ КРИПТОВАЛЮТ.....	28
2.1 Формування вимог до моделі. Опис вхідних змінних .....	28
2.2 Розробка методики проведення розрахунків .....	34
РОЗДІЛ 3 ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСІВ BITCOIN, ETHEREUM, RIPPLE(XRP) НА ОСНОВІ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ ІЗ КЛЮЧОВИМИ ІНДИКАТОРАМИ .....	42
3.1 Використання тесту Грейнджера для встановлення причинно-наслідкових зв'язків між індикаторами .....	42
3.2 Побудова авторегресійних моделей для прогнозування курсів криптовалют.....	47
3.3 Оцінка точності отриманих прогнозів та якості побудованих моделей.....	52
ВИСНОВКИ.....	57
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	59
ДОДАТКИ.....	67

## ВСТУП

Поєднання різноманітних видів діяльності з ІТ-технологіями все частіше набувають широкого вжитку та удосконалюють сфери нашого життя. Не є винятком вдосконалення фінансових інститутів. Чудовою колаборацією ІТ та фінансів в наш час є поняття криптовалют, яке з кожним роком набуває актуальності та стрімкого вжитку. В розвинених країнах, окремі види криптовалют починають заміщувати звичайні паперові гроші в окремих сферах людського життя, їх признають на загальнодержавному рівні, встановлюють спеціальні термінали для роботи з даним видом валют.

Багато науковців висвітлюють дане поняття в своїх працях, проте немає чіткої методології яка б змогла в повній мірі описати його з економетричної точки зору. Частина з них базується на кореляційному аналізі, проте ми вважаємо, що доцільніше моделювати курси криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків з ключовими індикаторами.

Виходячи з цього, об'єктом дослідження було обрано динаміку курсів криптовалют, предметом – математичні методи та моделі прогнозування курсів криптовалют.

Мета роботи – розробка математичної моделі для прогнозування криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами.

Для досягнення поставленої мети, потрібно виконати наступні завдання:

- висвітлити основні теоретичні аспекти об'єкта дослідження;
- здійснити порівняльний аналіз існуючих методів моделювання курсів криптовалют;
- виділити ключові фактори, які впливають на об'єкт дослідження;
- провести аналіз обраних факторів та виділити найбільш статистично значущі для побудови моделі;

- на основі обраної методології та факторів побудувати прогнозну модель;
- оцінити якість побудованої моделі;
- виконати прогноз курсу криптовалюти на майбутні періоди.

Результати дослідження пройшли апробацію на III Всеукраїнській науково-практичній on-line конференції «Проблеми та перспективи розвитку фінансово-кредитної системи України» (Синявська О. О., Халімончук І. В. Прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами / О.О. Синявська, І.В. Халімончук / Проблеми та перспективи розвитку фінансово-кредитної системи України : збірник матеріалів III Всеукраїнської науково-практичної on-line конференції (Суми, 22–23 листопада 2018 року) / Навчально-науковий інститут бізнес-технологій «УАБС» Сумського державного університету. – Суми : Сумський державний університет, 2018. – С. 327-330.).



# РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ АСПЕКТИ ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСІВ КРИПТОВАЛЮТ НА ОСНОВІ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ ІЗ КЛЮЧОВИМИ ІНДИКАТОРАМИ

## 1.1 Поняття криптовалют. Види криптовалют та аналіз динаміки їх курсів

На даний час фінансові системи окремих країн, як й інші сторони економіки, удосконалюються і прогресують у контексті розвитку глобалізації та поширення ІТ-технологій у багатьох сферах суспільного життя. Це дає відповідний фундамент до розвитку нових фінансових та економічних інститутів, інструментів та форм взаємодії між людьми. Так, з'явився аналог традиційних валют – криптовалюта та її найпоширеніша грошова одиниця «біткоїн»[1].

В міру того, що криптовалюта за дуже незначний час набула швидкого розвитку та продовжує розвиватися, ми не маємо одного конкретного визначення, яке б повністю покривало це поняття. Даний термін має велику різноманітність тлумачень.

Наведемо найпоширеніші з них та ті, які найбільш комплексно, на мою думку, дадуть представлення про даний вид платіжного засобу.

Відповідно до офіційного сайту Bitcoin, криптовалюта – це швидка і надійна система платежів і грошових переказів, заснована на новітніх технологіях і не підконтрольна жодному уряду [2].

Криптовалюта – вид цифрових грошей, в якому використовуються розподілені мережі і публічно доступні журнали реєстрації угод, а ключові ідеї криптографії поєднані в них з грошовою системою заради можливості створити безпечну, анонімну та потенційно стабільну віртуальну валюту [3].

Можна побачити з даних визначень, що загальне розуміння поняття «криптовалюти» зберігається, але різниця в розкритих основоположних ознак, що складають дане поняття.

Так, вітчизняний науковець І.Лубенець зазначив, що криптовалюта – вид цифрової валюти, заснований на складних обчисленнях функцій, які легко перевірити зворотними математичними діями, в основі емісії якої є принцип доказу виконання роботи «Proof-of-work» [4]. Молчанова Е., Солодковський Ю. використовують у свої роботах таке визначення криптовалюта як те що, це фідучіарна цифрова валюта, валютний курс якої встановлюється на підставі вільно режиму(плаваючого) як результат попиту і пропозиції на валютному ринку з відсутністю контролю з боку центробанків [5, 6].

Загалом під електронними грошима розуміються гроші чи фінансові зобов'язання, обмін та взаєморозрахунки з якими проводяться за допомогою інформаційних технологій.

Розглядаючи юридичний аспект даного поняття, то згідно міжнародного права, а саме Директиви ЄС 2009/110/ЄС, яка визначає електронні гроші на основі трьох критеріїв: електронне зберігання, передача отримувачу тільки після їх отримання банком, а також платник не може бути їхнім емітентом. Також важливим фактором є те, що 2015 році Європейський суд звільнив bitcoin від оподаткування, чим фактично визнав її повноцінною грошовою одиницею. Bitcoin – це власна валюта інтернету. Нею можна розраховуватись, і навіть зберігати як заощадження [7].

В Україні ж згідно з п. 15.1, ст. 15 ЗУ «Про платіжні системи та переказ коштів в Україні» [8], електронні гроші визначені як одиниці вартості, які зберігаються на електронному пристрої, приймаються як засіб платежу іншими особами, ніж особа, яка їх випускає, і є грошовим зобов'язанням цієї особи, що виконується у готівковій або безготівковій формі.

З юридичного погляду визначальною особливістю електронних грошей є те, що по-перше – вони є засобом платежу, а по-друге – за зобов'язаннями

емітента, які мають бути виконані у формі електронних грошей в будь-якому разі стоїть або банк, або банківський рахунок із реальними грошовими коштами. Тому, за твердженням Н. Поливка, електронні гроші є по суті одиницями виміру звичайних грошей у цифровому вимірі [9, 10].

Тобто не буде хибним твердження про те, що даний вид валют виник на противагу звичайним платіжним засобам в той момент, коли людство почало відчувати їх нестачу в умовах інфляції, криз, нестабільності валютних курсів та фіатних грошей. На даний момент в світі існує приблизно 1600 криптовалют (Bitcoin, Litecoin, Ethereum, Peercoin), але найвідомішою зі швидким розвитком є Bitcoin. Вперше, в ІТ-колах, про криптовалюту заговорили у 2008 році, після публікації статті Сатоши Макамото, який висунув свою концепцію щодо даного виду валюти на основі ґрунтовної праці. Уже в 2009, була запущена мережа Bitcoin [11].

Термін «біткоїн» запозичений з англійської мови («bitcoin») і утворений шляхом злиття слів: «bit» (одиниця комп'ютерної пам'яті) і «coin» (монета) [12].

Децентралізація – одна з основних рис Bitcoin, тому що даний вид валют не залежить від кредитногрошової політики тієї чи іншої держави та не випускаються центральними банками. Емісія відбувається в цифровому вигляді.

Торгові угоди проводяться тільки в електронному форматі, а купівлю та продажу даної валюти відповідно можна здійснити через онлайн-біржі (однією з таких є BTC-E). За допомогою спеціальних обмінних пунктів в онлайн-мережах( наприклад WebMoney) або через знайденого брокера можливо здійснити обмін біткоїна та інших криптовалют на основні валюти світу. Криптовалюту можна отримати з операцій купівлі-продажу товарів, оплативши за надані товари та послуги або через купівлю безпосередньо у іншого власника. Купівля в іншого власника вважається найвигіднішою з всіх операцій, оскільки вона не передбачає комісії притаманної обмінному пункту [13].

Використовуючи сучасні комп'ютерні можливості, будь-яка людина може займатися майнінгом, іншими словами добувати криптовалюту. Основна сутність майнінгу в тому, що на комп'ютерах користувачів, які географічно знаходяться в різних точках планети, встановлюють спеціалізоване ПЗ(програмне забезпечення), зазвичай пропріетарне, за допомогою якого, при вирішенні математичних завдань на основі певних алгоритмів і створюється криптовалюта.

Перша операція купівлі за криптовалюту була здійснена в 2010 році, в даній операції приймав участь біткоїн. Житель США придбав 2 піци, вартість яких була 50 доларів за 10000 bitcoin. В листопаді 2013 року курс біткоїна різко зріс, ця людина написала в своїх соціальних мережах пост про те, що якби він не «проїв» свою криптовалюту, міг би зараз стати власником стану в 9 млн доларів [14]. За всю історію людства, якщо порівнювати це з сьогоdnішнім курсом, ця піца є найдорожчою.

Студент одного з університетів Норвегії в 2009 році купив близько 5000 біткоїнів, витративши на операцію 27 доларів. У 2013 році він продав накопиченусуму за 885 000 доларів, тобто, збільшив свій капітал в 33 000 рази за 4 роки, з урахуванням того, що первісна вартість цієї валюти визначалася витратами електроенергії на його майнінг(алгоритми та задачі були простіші чим зараз), можна робити висновок, що курс біткоїна все одно надмірно високий і з кожним роком закріплює свої позиції [14].

Важливо визначити, які саме фактори впливають на популярність використання криптовалюти:

- 1) чесна і вигідна альтернатива світовій фінансовій системі;
- 2) валюта захищена від інфляції, тому що процедура емісії запрограмована на скорочення кількості оборотних віртуальних грошей;
- 3) процес створення криптовалюти та її розповсюдження не контролюється єдиним централізованим емісійним центром, саме цей фактор забезпечує безпеку транзакцій [15].

Говорячи про криптовалюту, потрібно розкрити значення поняття «блокчейн». Взагалі мережа найпопулярніших, на даний час, криптовалют заснована на ланцюжку блоків, ці блоки мають назву «блокчейн» і являються публічним реєстром, основним завданням якого є збереження даних про всі транзакції системи [16].

Поняття «блокчейн» запроваджене в фундаментальній праці Сатоші Накамото у 2008 році, через рік було реалізовано відповідну технологію, яка вперше була застосована при розробці цифрової валюти – біткоїн. Блокчейн практично вирішив одну із основних проблем, а саме довіру між сторонами до отриманої конфіденційної інформації участі без банків, посередників та інших зовнішніх залучених гарантів. Просте та зрозуміле пояснення процесу блокчейну, можна показати на прикладі облікової книги: окрема група людей може самостійно керувати своєрідною віртуальною «книгою обліку» і на взаємній довірі будувати відносини. Якщо провести аналог з книгою, то один аркуш книги – це блок, а сама книга – ланцюжок блоків, нові блоки завжди повинні додаватися в кінець ланцюжка. Звідси випливає, що кожен наступний блок залежить від попереднього [17, 18].

Отже, блокчейн – це структура для запису групи транзакцій. Транзакція, здійснюється тільки при умові підтвердженості з двох сторін. Це надійно і досить зручно, якщо мова йде про здійснення платежів чи передачу зашифрованих конфіденційних даних. Транзакція вважається достовірною, якщо її формат і підписи проходять відповідну перевірку. Після цього, отриману транзакцію або групу транзакцій записують в структурований блок. В сформованих блоках інформація є доступною для швидких перевірок. При операціях із криптовалютами, наприклад, у ланцюжку блоків міститься інформація про деталі всіх вчинених коли-небудь операції з валютою [19].

Журнал транзакцій є в учасників системи, і кожна його зміна залишається в базі, без можливості видалення. Змінити щось за попередні дати неможливо — для цього доведеться поміняти всі записи за період від дати заміни до сьогодні у всіх учасників системи одночасно, що є

неможливим в рамках логіки роботи блокчейну. Якщо розглядати технічний аспект операції заміни попередньої дати, то не вистачить обчислювальних потужностей, які наявні сьогодні у людства [18, 19].

В розрізі блокчейна – будь-яка криптовалюта це певний проект, який лежить в його основі та кастомізований під конкретні потреби засновників валюти. Виходячи з цього, можна виділити такі основні валюти(проекти):

1. Bitcoin (BTC) – найбільш популярна криптовалюта. Ринкова капіталізація даної валюти становить понад 40 млрд. доларів, крім того, біткоїн є найбільш дорогою валютою з усіх існуючих на даний час. Біткоїн визнають на державному рівні в економіках розвинених країн, встановлюються спеціальне обладнання-термінали для роботи з валютою, які використовують для проведення набору операцій та як інвестиційний інструмент. Велика Британія є лідером серед прогресивних країн відносно використання криптовалюти (тут налічується більше, ніж 30 біткоїн-терміналів). Данія, час від часу, заявляє про наміри ліквідувати паперові гроші на користь криптовалюти, звідси можна зробити висновок, що цифрова валюта зможе витіснити паперові гроші. Данія також стала першою країною Скандинавії, де за допомогою біткоїна було здійснено операцію купівлі нерухомості. У США, даний вид валюти розглядаються як один із платіжних засобів в електронній комерції, прикладом є онлайн-магазин техніки Overstock.com який функціонує на основі розрахунків за рахунок біткоїна [19].

У 2009 року біткоїну присвоїли перший курс по відношенню до долара та декількох інших традиційних валют. Біржа New Liberty Standard(NLS) встановила курс на рівні 1 долар за 1,309.03 BTC. В листопаді того ж року, капіталізація Bitcoin досягла близько 1 млн. долара. Зміни ціни біткоїна в період з 2011 по 2014 рік дуже нагадує американські гірки. Після зростання в декілька разів слідувало падіння більше ніж на 90%. Причини падіння:

– ціна прискорювалася на тлі спекулятивних покупок і активного просування хто активно користується біткоїнами;

- за 2012 рік було здійснено більше 12 хакерських атак, що призвело до втрати криптовалюти з гаманців користувачів;
- арешт анонімного майданчика Silk Road, після якого була втрата конфіденційної інформації про здійснені операції [20].

До 2014 відбувалось поступове становлення та удосконалення валюти, шляхом випуску нового програмного забезпечення, покращення механізмів шифрування, поява альтернативи у вигляді альткоїна.

В межах 395-415 доларів, вартість біткоіна трималась майже 2 роки в період 2015-2016 років, через дії уряду Японії, які прийняли рішення про визначення біткоіна як рівновида валюти віртуального типу.

У 2017 курс біткоіна зріс до феномельного результату в 20000 доларів за 1 одиницю BTC, що привернуло увагу всього світу. Цей зріст вивів криптовалюту на новий рівень та став початком стрімкого росту не тільки біткоіна, але й інших криптовалют.

Котирування біткойнів залежить тільки від взаємодії попиту(D) та пропозиції(S), що є підтвердженням факту про те, що ціна не регулюється за допомогою централізованих органів. Таким чином, неможливо обмежити пікові максимальні та мінімальні значення, проте іноді трапляються випадки зупинки торгів при досить сильному піковому значенні [20].

Отже, однією з ключових відмінностей біткоіну від традиційних платіжних засобів та валют є те, що жодна країна чи фінансовий інститут не може забезпечити вартість валюти навіть в такій же мірі, як сучасні національні валюти. Аналіз періодичних видань та літературних джерел показує, що в світі немає узагальненої думки про те, який компонентний склад біткоіна та які конкретні макроекономічні показники впливають на його курс. Щоденна динаміка курсу біткоіна за останній рік показана на рис. 1.1.

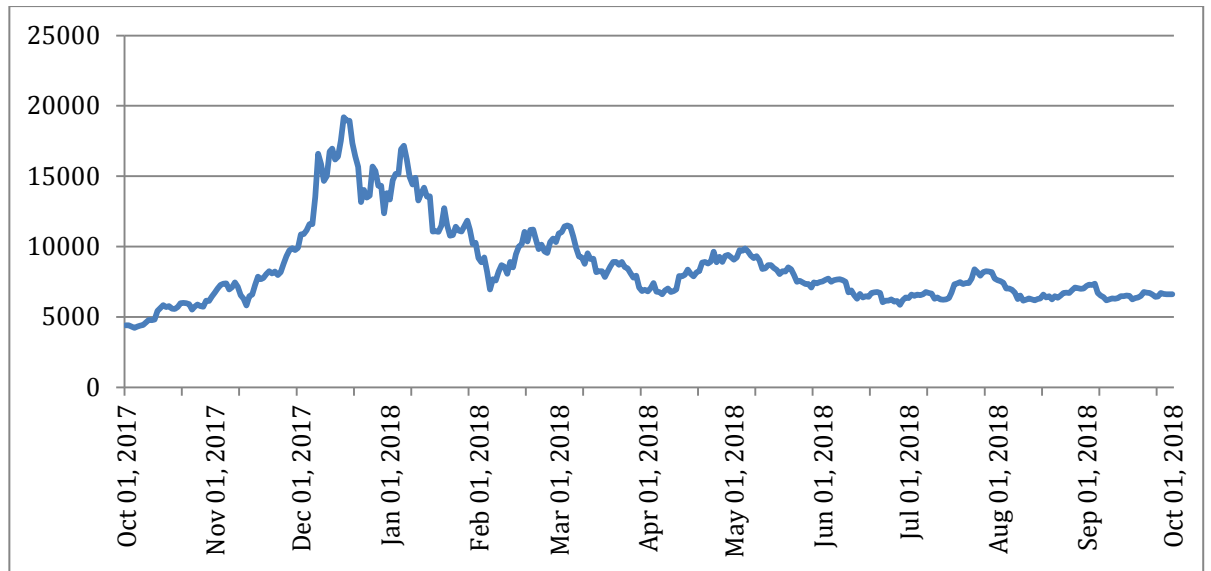


Рисунок 1.1 – Динаміка курсу Bitcoin, 01.10.2017-01.10.2018 [21]

2. Ethereum (ETH) – криптовалюта, яка заснована розробником з російським корінням Віталіком Бутериним, на початку 2015 року. Ethereum не є похідним від біткойна(форком) він використовує свій власний підхід та вихідний код, який набув шикорого вжитку та став основою для інших, менш розповсюджених, криптовалют. На даний час Ethereum має капіталізацію близько 25 млрд. доларів, на основі цього, роблять висновки про те, що даний вид криптовалюти є серйозним конкурентом біткойну. Відмінність від біткойна полягає у тому, що Ethereum наділений здатністю використовувати спеціальні смарт-контракти. Всі види транзакцій системи здійснюється з використанням спеціального програмного забезпечення, програмного пакету. Програмне забезпечення перевіряє актуальні умови угоди і повного виконання зобов'язань між отримувачем і відправником. Схожі смарт-контракти закладені в основі блокчейні біткойна, однак Сатоши Накамото обмежив дану можливість, обгрунтувавши це забезпеченням швидкодії та безпеки транзакцій. Річ в тому, що в основі біткойна використовується Script в якості мови програмування. Технічні характеристики Script є такими, що не дозволяють отримати доступ до транзакції та блокчейну, тому можливість перевіряти всі умови угод в біткохні не реалізована. Тому смарт-контракти в системі Bitcoin здатні впоратися тільки з найпростішими операціями, які не



потребують додаткових доступів до зашифрованої операції. В Ethereum використовується код програмування, подібний до JavaScript. Смарт-контракт можна вважати виконаним тільки після того, якщо було отримано певний набір зашифрованих повідомлень від іншого користувача або іншого контрахту. Програмне забезпечення(ПЗ) Ethereum, по певному реалізованому алгоритму, відправляє кошти тільки після виконання усіх обов'язкових умов, дане ПЗ може також працювати з спеціальними типами баз даних, які супроводжує транзакції в системі. Після закінчення угоди, результат операції( певні обчислення) записується в блочейн, тобто в проект Ethereum. Учасникам операцій доступна можливість відразу помітити розрахунок, якщо виникне потреба буде відслідковувати історію транзакційних операцій [22, 23].

Динаміка курсу Ethereum представлена на рис. 1.2.

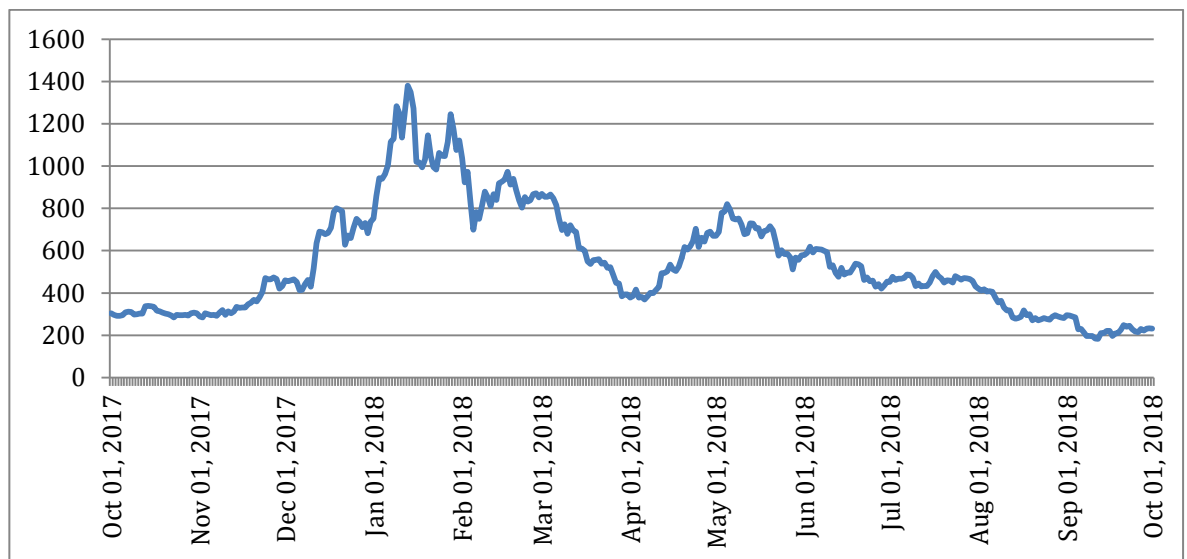


Рисунок 1.2 – Динаміка курсу Ethereum, 01.10.2017-01.10.2018 [21]

3. Ripple (XRP) – заснована криптовалюта в 2012 році Райаном Фуггером. За показником капіталізації це третя валюта – 11.5 млрд. доларів, а курс становить більше 0.30 доларів за одну одиницю. Ripple офіційно застосовується банківськими структурами розвинених країн та популярними платіжними системами. Звідси і виникають всі ті переваги, якими не

володіють інші криптовалюти. До основних переваг можемо віднести: миттєві перекази, відсутність комісії, швидка підтримка транзакцій та інше.

На даний момент, Ripple знаходиться в певному дефіциті через особливу внутрішню будову системи резервів. Суть резервів полягає в наступному: у вільному доступі для використання є лише певний початковий резерв – 100 млрд. XRP, в користувачів(в експлуатації, на рахунках) знаходиться близько 39 млрд., інші резервні 61 млрд. XRP в закритому доступі. Кожного місяця компанія Ripple переводить мінімально 1 млрд. XRP з резерва в основний емісійний оборот. Якщо XRP не приймає тривалий час участі в транзакції, кошти які в користувачів, але не використовуються, то Ripple знімає комісію з цих коштів, які наповнюють резерв та йдуть на удосконалення шифрування та захисту системи від хакерських атак. На відміну від біткойну, XRP не потребує процесу створення нових монет, так майнінг був на самому початку вбудований в протокол Ripple.

Головною перевагою Ripple можна назвати двосторонню співпрацю з банківською системою, що привертає увагу користувачів та інвесторів до даної криптовалюти. Тобто, якщо валюта набуває певного значного рівня популярності в банківській сфері, то вона автоматично стає більш привабливою для довгострокового інвестування та скорочує ризики інвесторів.

Динаміка курсу Ripple за останній рік представлено на рис. 1.3.

4. Litecoin (LTC) – криптовалюта, що є похідною від біткойна, який запущений в 2011 році працівником Google – Чарльзом Лі.

Капіталізація валюти становить близьк 1.6 млрд. доларів LTC пропонує швидке підтвердження всіх видів транзакцій: вхідних та вихідних (середній показник 145 секнд). Швидкодія досягнута за рахунок алгоритму scrypt і спеціального типу підтвердження Proof of Work, такий підхід дозволив спозиціонувати криптовалюту як таку, що є доступною для майнінгу на комп'ютерах і графічних процесорах, які не наділені

спеціальними потужними комплектуючими та доступні для створення на звичайних персональних комп'ютерах пересічної людини [24].



Рисунок 1.3 – Динаміка курсу Ripple, 01.10.2017-01.10.2018 [21]

Процес випуску ПЗ повністю прозорий, це дозволяє проводити незалежну перевірку довічних файлів і відповідного їм вихідного коду. Вихідний код Litecoin випущений за ліцензією MIT/X11. Дана ліцензія змогла швидко розповсюдити відповідне програмне забезпечення, через простоту модифікацій, копіювань та запусків копій програм.

Пропускна здатність Litecoin значено вища за біткоїн, що дозволяє Litecoin опрацьовувати великі блоки вхідних транзакцій значно швидше, цієї пропускної здатності вистачить на довгі роки при розширенні ринку без модифікації основного програмного коду. У підсумку, продавці мають можливість у реальному часі набагато швидше отримувати підтвердження транзакцій, мають можливість здійснювати інші операції та отримувати підтвердження без затримок. На рис. 1.4 представлена динаміка курсу Litecoin за останній рік.

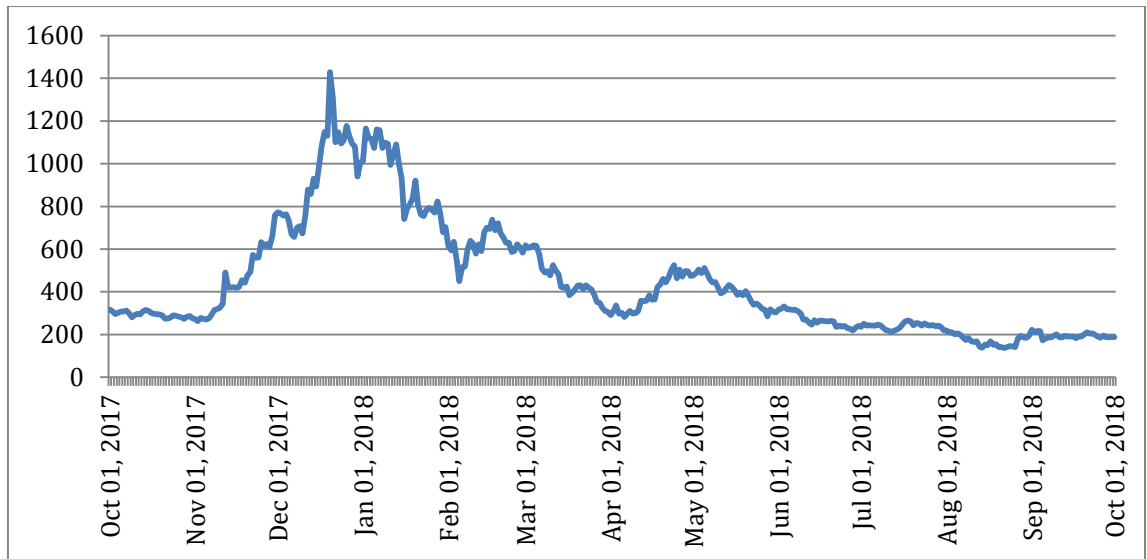


Рисунок 1.4 – Динаміка курсу Litecoin, 01.10.2017-01.10.2018 [21]

5. Даш (DASH) – криптовалюта з ринковою капіталізацією більше 1 млрд. доларів, вона виникла в 2014 році як XCoin. За короткий період відбулося 2 ребрендинга/модифікацій: нова назва Darkcoin, потім назву змінили на Dash. До основних переваг, можемо віднести анонімізацію транзакцій, зменшені витрати електроенергії при майнінгу і використання відразу декілька криптографічних ключів(алгоритмів/). Динаміка курсу представлена на рис. 1.5 [25].

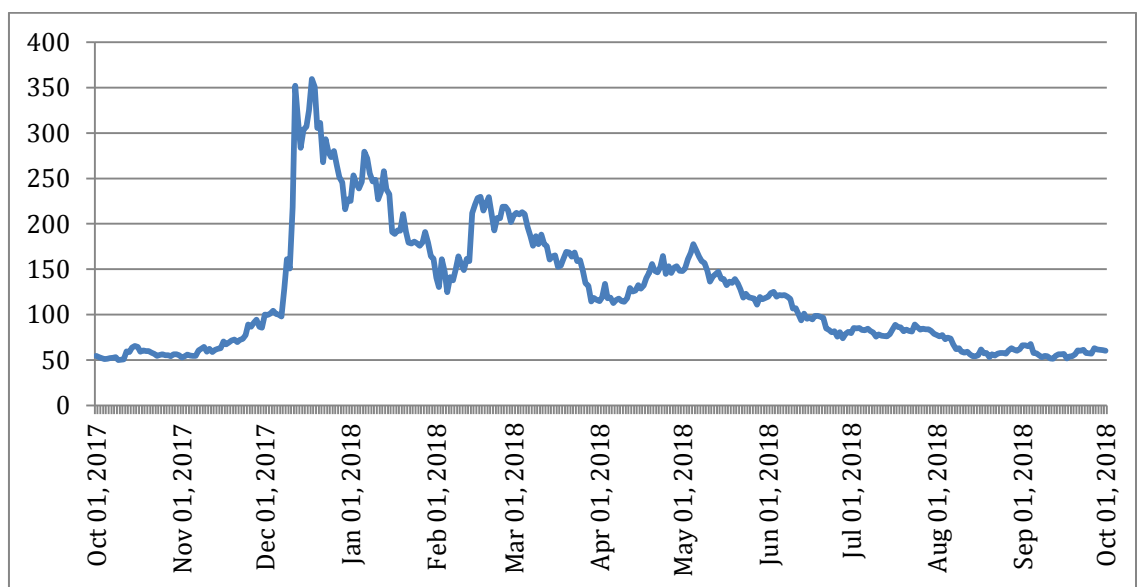


Рисунок 1.5 – Динаміка курсу DASH, 01.10.2017-01.10.2018 [21]

Отже, як бачимо світ ІТ технологій має досить вагомий вплив на фінансову складову суспільства. Про це свідчить і різноманіття ринку криптовалют, що існує у даний час.

Варто більше розкрити таке поняття як «майнінг», що з'явилося на противагу звичайному процесу виготовлення паперових грошей.

Майнінг – це процес обчислення криптографічних підписів для інформаційних блоків, з подальшим включенням даних блоків в транзакційний ланцюг, які і називають блокчейном [26].

Основне призначення майнінгу це створення (видобуток) криптовалюти, логування та підтвердження вже існуючих транзакцій. Емісія криптовалюти – це обчислювальний процес зашифрованих блоків, який має відображення в блокчейні та зберігає в собі транзакції за певний період.

Всі учасники ринку окремо збирають свої операції(транзакції) в єдиний блок, який постійно збільшується. Основною метою цього процесу є прикріплення блоку до загальної бази ланцюга (блокчейну). Учасник ринку, у якого вийшло прикріпити блок, отримує певну криптовалюту, ця операція також оформлюється як транзакція блоку, проте особливого типу.

Кожен транзакційний вузол, що бажає створити блок, працює над обчислювальним завданням, складність якого формується та підбирається самою мережею так, щоб середній час на виконання1 завдання знаходився в межах 10 хвилин. Якщо загальна швидкість створення блоків стрімко збільшується – через кожні  $N+1$ (системне значення) блоків завдання ускладнюється, і навпаки. Отже, у окремого учасника знижується шанс вирішити завдання за  $t$  хвилин (середній час вирішення). Завдання полягає в підборі відкритого тексту, включаючи блок, такого, щоб застосування до нього хеш-функції SHA256 давало відповідне число, яке менше заданого системного порогу (рис. 1.6). Чим нижчий даний поріг, тим більше часу займе такий перебіг [27].

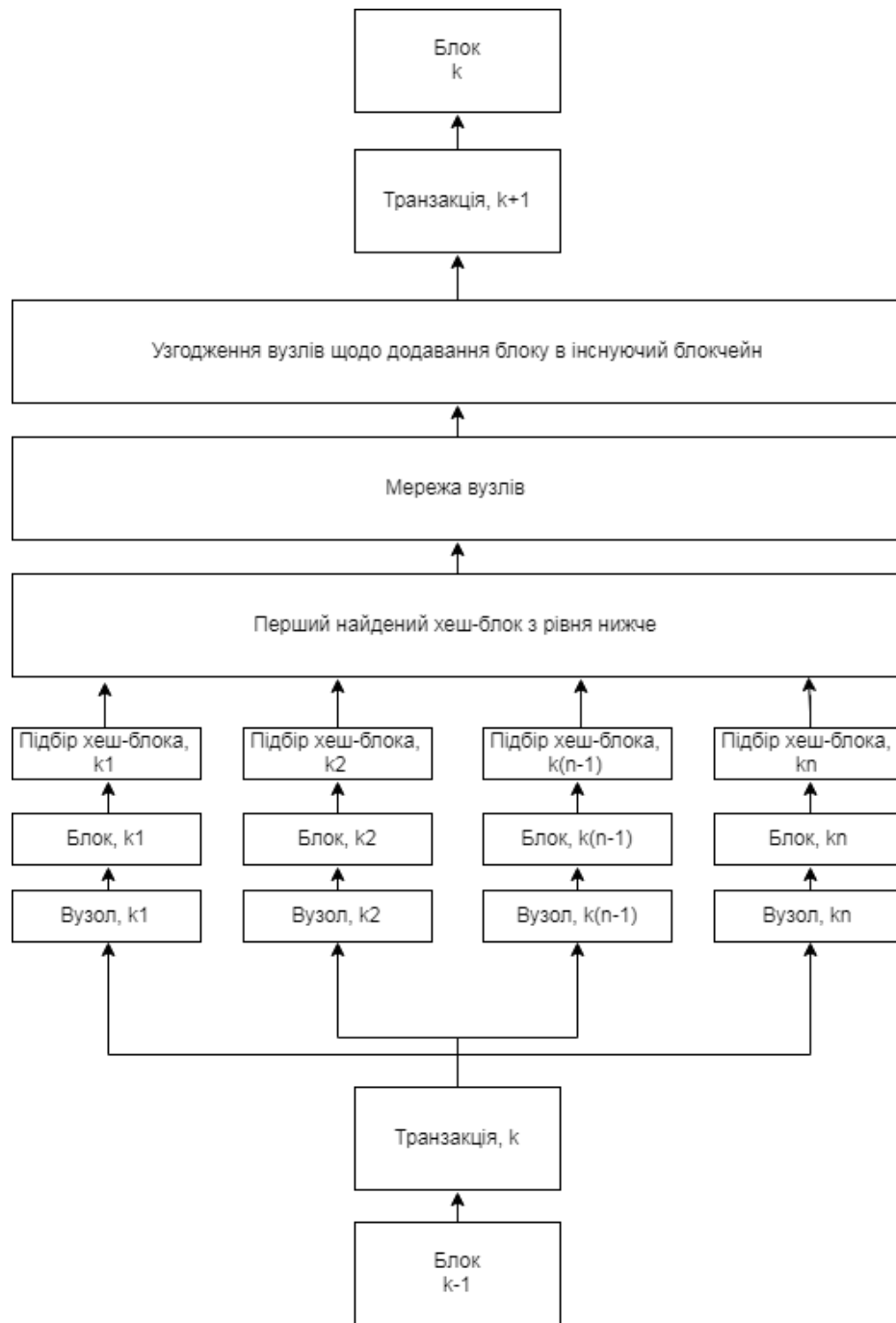


Рисунок 1.6 – Схематичне зображення роботи блокчейну

Отже, щоб здобути будь-який вид криптовалюти потрібно або купити її за допомогою готівки або ж власноруч заробити її використовуючи відповідні потужності та програмне забезпечення. Спеціальне програмне забезпечення, зазвичай можна знайти на офіційних сайтах криптовалют або з інших відкритих ресурсів [27].

У спрощеному вигляді суть роботи майнера полягає в пошуку з мільйонів можливих комбінацій одного єдиного правильного коду, який називається хеш, і отримання за це винагороди. З 2016 року нагорода за вирішене завдання становить близько 12,5 BTC (122 593 тисяч доларів станом на 01.12.2017), в 2020 році очікується зменшення винагороди [28].

Все у світі проходить певний цикл розвитку, і, вбачаючи реалії, можна стверджувати про те, що на даному етапі розвитку спостерігається ажіотажний інтерес до криптовалют, що породжує коливання її вартості та прогнози курсу відповідно здійснюються до світового інтересу до відповідного продукту з боку соціуму [28].

Однозначно шлях розвитку криптовалют був зовсім не прямим, тому доречно розглядати динаміку відповідно курсу криптовалюти, задля того, щоб створити подальший його прогноз, тобто створити фундамент, проаналізувавши всі складові такого курсу та виділити причинно-наслідкові зв'язки, що мають вплив у розрізі даного питання.

Дана тематика потребує більше досліджень з економіко-математичної точки зору, адже це новий економічний інститут, який мало досліджений. Дуже важливо, віднайти всі показники та категорії які корелюють з даним поняттям та на основі цих зв'язків побудувати модель для прогнозування.

1.2 Огляд сучасного стану прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами.

За останнє десятиліття увага, яку приділяють науковці даній тематиці зросла в рази. Незважаючи на велику кількість досліджень, основною задачею дослідників є визначення системи критеріїв та показників, які чинять вплив на курс, загальний глобальний огляд по періодам, індикатори та зв'язки між самими криптовалютами і т.п.

На даний момент немає чіткої методології, яка б змогла в повній мірі описати криптовалюту в розрізі моделювання та прогнозування. Основним

завданням науковців, які займаються дослідженнями в даній сфері – це визначення системи критеріїв та показників, які чинять вплив, проте цього замало.

Так, розглядаючи тему прогнозування криптовалют варто звернутися до теоретичних аспектів, що освітлюються у працях науковців. Найбільш вдалими були дослідження таких вчених, як: Сословський В.Г., Потапенко Б.М, Поліщук Н.Ю. та Метт Кранц.

Отже, Сословський В.Г., пропонує використовувати системний підхід у дослідженні криптовалюти. Він визначає ринок криптовалюти як систему, яка може впливати на розвиток інших суб'єктів економіки, як частина фінансової системи. Також, Сословський В.Г. підкреслює те, що ринок криптовалют є відкритою, складною, стохастичною, динамічною та керованою системою, яка знаходиться у фазі активного формування. У цієї системи є суб'єкт і об'єкт керування, а розвиток системи на умовах децентралізації здійснюється сукупністю елементів, що утворюють суб'єкт керування у вигляді саморегульованої організації (СРО). Сукупність елементів, що забезпечують випуск та обіг криптовалют й користування ними, утворює об'єкт керування – власне і ринок криптовалют [29].

Потапенко Б.П. ж пропонує прогнозування криптовалюти за допомогою нейронних мереж. І відзначає штучні нейронні мережі (ШНМ) як математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації й функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових кліток живого організму. Таке поняття виникло при вивченні процесів, що протікають у мозку, і при спробі змодельовати ці процеси. Першою такою спробою були нейронні мережі Маккалока й Піттса. А вже після розробки алгоритмів навчання, одержувані моделі стали використовувати в практичних цілях: у завданнях прогнозування, для розпізнавання образів, у завданнях керування й ін [30].

ШНМ являють собою систему з'єднаних і взаємодіючих між собою простих процесорів (штучних нейронів). Такі процесори звичайно досить



проті, особливо в порівнянні із процесорами, використовуваними в персональних комп'ютерах. Кожний процесор подібної мережі має справу тільки із сигналами, які він періодично одержує, і сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. Проте, з'єднавши їх в досить велику мережу з керованою взаємодією, такі локально прості процесори разом здатні виконувати досить складні завдання.

Основою такої нейронної мережі була модель багат шарового перцептрона. Для реалізації даної архітектури використовувалася нейромережева бібліотека Keras, написана на мові Python. Даний вибір був багато в чому заснований на тому, що модель багат шарового перцептрона дозволяє вирішувати завдання, що не мають конкретного алгоритмічного рішення. Використання ж Keras істотно скорочує кількість часу для реалізації проекту, а також є зручним інструментом для подальшої роботи з методами машинного навчання. В якості вихідного матеріалу була обрана така криптовалюта як Bitcoin, а саме його зміна на фінансовому ринку в період з 1 січня 2014 року по 31 грудня 2017 року. Оскільки на зміну фінансових даних впливають величезна кількість факторів, а на додаток до цього Bitcoin не підкріплений матеріальними цінностями і залежить тільки від попиту або пропозиції, то характер зміни курсу криптовалюта має випадкову природу. За завдання прогнозування була обрана завдання бінарної класифікації – рух ціни вгору або вниз. В кінцевому підсумку були досягнуті наступні результати: прогнозування рух ціни на наступний тиждень з точністю 57% .

Видобуток даних можна визначити як видобуток від неясних, раніше невідомих і потенційно корисна інформація з даних. Машинознавство забезпечує технічну основу для виведення даних. Набір даних – це набір, що складається з відомих спостережень-екземплярів, які містять одну чи більше змінних. Загалом кажучи машинне навчання можна розділити на дві категорії: контрольне та непідтримуване навчання [31, 32].

Науковець Поліщук Н.Ю. застосовує індуктивний підхід на основі моделювання часового тренду середньорічних значень криптовалюти біткоїн

[33]. Результати свого дослідження він представив у вигляді графіку, представленого на рис. 1.7.

Американський науковець та фінансист Метт Кранц виділив фундаментальний аналіз. І зазначив, що це є методом оцінки ризику інвестиції, спроба виміряти її справжню цінність, вивчаючи відповідні економічні, фінансові та інші якісні та кількісні фактори. Фундаментальні аналітики вивчають все те, що може вплинути на ризик інвестиції, включаючи макроекономічні чинники, такі як загальна економіка та галузева обстановка. Кінцевою метою фундаментального аналізу є вироблення кількісного значення, що вказує на недооцінені чи переоцінені вартості ресурсу [34].

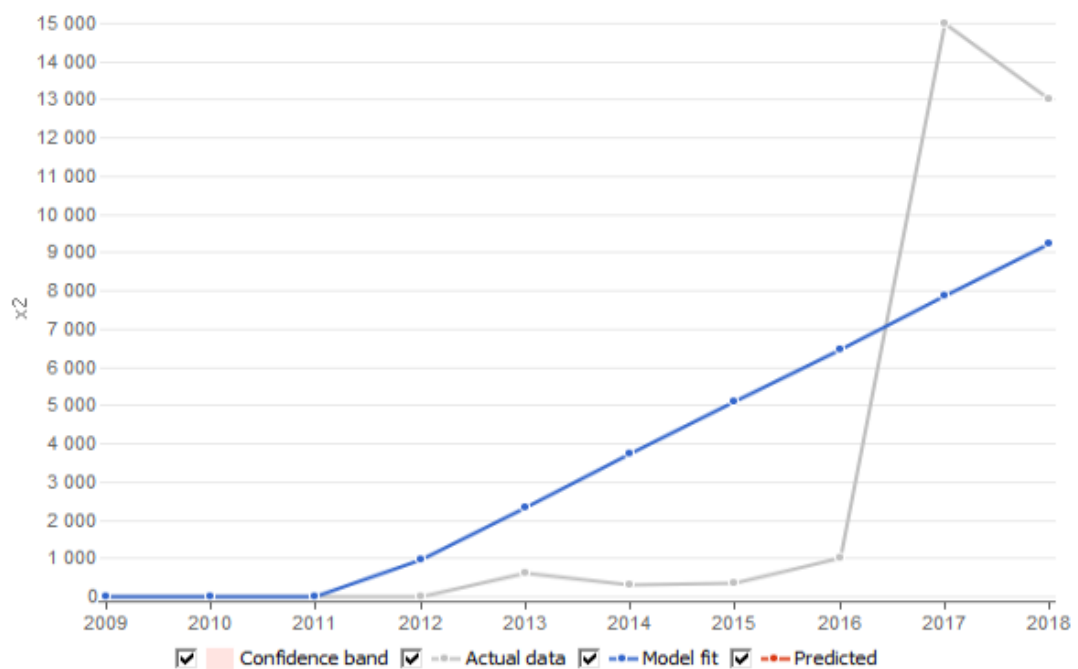


Рисунок 1.7 - Часовий тренд середньорічних значень криптовалюти біткоїн за весь період спостережень та прогноз ціни біткоїн на 2018 рік (у доларах США)

Вартість віртуальних монет встановлюється ринковим шляхом, тобто чим більше попит на певну криптовалюту, тим вище її курс. Попит же в свою чергу залежить від тих переваг, які пропонує монета. Якщо завтра BTC

зроблять офіційною валютою в Китаї, то її вартість буде несказанно високою. Попит же формується на тлі новин про нові розробки, що анонсують компаній. Популярність криптовалют, реклама та хороші новини також є ознакою швидкого зростання курсу біткоіну або будь-якого іншої криптовалюти. Чим більше людей знає про товар, тим більше людей мають намір вкласти в нього свої гроші або грати на біржі та все таки отримувати прибуток.

Крім того, на ріст курсу біткоіна впливає розповсюдження самої цифрової валюти. В останній час біткоїн отримав масові реклами у всіх світових засобах масової інформації, що безумовно сприяло і досі сприяє зростанню курсу.

Бувають спекулятивні стрибки в курсі - так звані «дампи» або «пампи». Їх провокують великі трейдери на біржах з метою заробітку, але їх не особливо цікавить, скільки коштує монета. Їх робота направлена на те, щоб за рахунок великої кількості активів, вони створюють короткостроковий вплив на курс.

Оскільки курс криптовалют залежить виключно від попиту людей, то одним зі способів прогнозування курсу є кількісна оцінка цього попиту та подальший аналіз впливу попиту на ціну криптовалюти.

Отже, підводячи підсумок до теми прогнозування курсу криптовалют, то зрозумілим є те що, дана тема є достатньо новою та досить схожа до задачі прогнозування курсу валют, але має і суттєві відмінності.

На сьогодні є деякі рішення даної задачі, але зазвичай вони представлені у вигляді комерційного сервісу і недостатньо повно розкривають деталі її реалізації. Також, зробивши аналіз усіх складових було визначено, що вплив соціуму на курс криптовалют є досить суттєвим, чи не основним, але слабо проаналізований математично.

Тобто проблема прогнозування криптовалют залишається відкритою та актуальною для вивчення науковцями усього світу, загальна інформація про переваги та недоліки розглянутих методів, представлена в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Переваги та недоліки методологій дослідження криптовалют

Метод	Переваги	Недоліки
Системний підхід	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Опис системи;</li> <li>- Розкриває взаємозв'язки з іншими системами;</li> <li>- Описує процеси всередині системи;</li> <li>- Надає рекомендації щодо покращення процесів;</li> <li>- Визначає основні фактори, що впливають на систему.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Не надає кількісного аналізу системи;</li> <li>- Потребує більшого аналізу при зміні компонентів системи;</li> <li>- Важко застосувати при описі нових структур</li> </ul>
Нейронні мережі	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Дає хорошу модель після проведення багатьох ітерацій дослідження</li> <li>- Досить проста модель в реалізації</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Не враховуються фактори, які впливають на показник.</li> </ul>
Індуктивний підхід та моделювання часового тренду	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Підходить для глобального опису динаміки показників;</li> <li>- Є корисним на початкових стадіях дослідження, коли потрібно підтвердити/спростувати припущення</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Не надає кількісного аналізу системи;</li> <li>- Моделі мають досить низьку точність при прогнозуванні;</li> <li>- Потребує роботи в комплексі з іншими методологіями.</li> </ul>
Фундаментальний аналіз	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Розглядаються криптовалюти з точки зору інвестицій;</li> <li>- Надає кількісну оцінку того, чи варто інвестувати в той чи інший актив;</li> <li>- Базується на різних факторах, основні з яких є макроекономічні показники, які добре підходять для оцінки інвестиційного потенціалу країни.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Дає лише оцінку інвестицій в булевій формі;</li> <li>- В основі лежать конкретні макроекономічні показники країни, які не підходять при дослідженні глобальних явищ та систем.</li> </ul>

В основному, всі розглянуті методи базуються на проведенні кореляційно-регресійного аналізу, на основі якого можна зробити тільки висновок про те, чи дійсно показник впливає на курс криптовалюти. Важливо дослідити, чи є саме той чи інший індикатор причиною зміни курсу, тобто провести дослідження причинно-наслідкових зв'язків, використовуючи, наприклад, тест Грейнджера. До того ж, на даний час курс криптовалюти може залежати від курсу попередніх періодів, тому доцільно використати

модель авторегресії. Така комбінація методів дасть змогу забезпечити максимально точний прогноз та доповнити вже існуючі методи.

## РОЗДІЛ 2 РОЗРОБКА МАТЕМАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ КУРСІВ КРИПТОВАЛЮТ

### 2.1 Формування вимог до моделі. Опис вхідних змінних

Для практичної реалізації моделі на основі якої будемо робити прогнозування необхідно описати, вимоги до моделі та що собою являють вхідні змінні, які використовуються для її побудови.

Модель прогнозування криптовалют повинна відповідати таким вимогам:

- 1) своєчасність – показники, які використовуємо для прогнозування, повинні бути актуальними та за один і той самий період.
- 2) актуальність – давати характеристику об'єкта дослідження, який на даний момент чинить вагомий вплив на економіку та суспільство.
- 3) адекватність – результати прогнозу повинні бути схожими з реальними даними, які надають фінансові установи, в одних і тих же вимірах.
- 4) точність – наданий прогноз повинен бути максимально наближеним до актуальних значень показників.
- 5) модель повинна давати можливість її повторного використання та на основі нових пригнозів приймати відповідні рішення.
- 6) простота методики для розуміння і подальшого використання.

Вхідними змінними моделі є: фондовий індекс MSCI World, індекс волатильності (CBOE Volatility Index (VIX)), фондовий індекс S&P 500, курс акцій компанії NVIDIA Corporation (NVDA) та Google Trends статистика. Наведемо більше детальний опис показників, які використовуються в рамках дослідження та узагальнимо дані про них в таблиці.

Вихідними змінними моделі є: курс криптовалюти Bitcoin, курс криптовалюти Ethereum, курс криптовалюти XRP.

Розглянемо більш детально змінні, які використовуємо в рамках дослідження.

Курс криптовалюти – вираз ціни криптовалюти в грошових одиницях країни. Для дослідження було обрано щоденний курс в період з 16 серпня 2018 по 15 листопада 2018 в доларах США. Так як курс криптовалюти не підв'язаний до конкретних країн та їх макропоказників, доцільніше брати узагальнюючі показники фондового ринку, які добре описують світову економіку, та на нашу думку, чинять значний вплив на формування курсів Bitcoin, Ethereum та XRP. Одним з таких є глобальний фондовий індекс MSCI World.

MSCI World – це глобальний фондовий індекс, який характеризує світовий ринок акцій в розрізі діяльності 23 країн з розвинутою економікою. В формуванні показника приймають участь наступні країни: Австралія, Австрія, Бельгія, Великобританія, Гонконг, Данія, Ізраїль, Італія, Іспанія, Ірландія, Канада, Німеччина, Нідерланди, Нова Зеландія, Норвегія, Португалія, Сінгапур, США, Фінляндія, Франція, Швейцарія, Швеція та Японія [35].

Індексація MSCI пропонує сучасний, бездоганний та повністю інтегрований підхід до вимірювання повної можливості створення власних можливостей, без пробілів або дублювання. Стратегія "The Modern Index Strategy" дозволяє побудувати та моніторинг портфелів у єдиний та повний спосіб, уникаючи базових показників невідповідності та некомпенсованих ризиків. В основі є індексна методологія MSCI, яка забезпечує постійне поводження на всіх ринках та забезпечує найкращі практики щодо інвестиційної спроможності, відтворюваності та економічності.

Оскільки глобалізація поступово зростає, а фінансові ринки все більше інтегруються, компанії діють все більше в різних країнах і регіонах, і їх ефективність може бути все більше пов'язуватися з економічними та політичними умовами за межами своїх країн. В додаток, професійні інвестори – будь то інституційні, управляючі активами або багатства – часто

прагнуть зрозуміти ненавмисні експозиції та упередження, оскільки вони інвестують далі в нові сфери . Найкращий спосіб виявлення таких непередбачених ефектів полягає в тому, щоб використовувати індекс, який представляє фіксовану кількість складових акцій.

Індекси MSCI використовуються професійними інвесторами для інвестицій у всьому світі, для аналізу та оцінки ефективності інвестування, розподілу активів, хеджування та створення широкого діапазону індексних похідних, фондів, ETF та структурованих продуктів. Стратегія сучасних індексів дозволяє клієнтам будувати, а також моніторити портфелі цілісно та послідовно, уникаючи нестандартних показників і некомпенсованих ризиків.

Якщо MSCI розглядає фондовий ринок в розрізі країн, то наступний запропонований індекс фондового ринку S&P 500 показує нам стан ринку в розрізі найбільших компаній, що також може чинити вплив на курс криптовалюти, тобто зміна в капіталізації світових компаній, може структурно вплинути на курс криптовалюти.

S&P 500 - це індекс фондового ринку, який відстежує запаси 500 великих компаній-суперкористувачів. Він репрезентує ефективність фондового ринку, повідомляючи про ризики та прибутки найбільших компаній. Інвестори використовують його як орієнтир загального ринку, до якого порівнюються всі інші інвестиції. За останні 10 років він був 9,49% на рік. У 2017 році він набув значення 21,83%. S & P - "Standard and Poor", імена двох фінансових компаній-засновників [36].

S&P 500 відстежує ринкову капіталізацію компаній у своєму індексі. Ринкова капіталізація - це загальна вартість усіх акцій, що випускаються компанією. Він розраховується шляхом множення кількості акцій, що випускаються за ціною акцій. Загальна сума ринків капіталу S&P 500 становить 23,5 трлн. Він займає 80% ринкової капіталізації на фондовому ринку. S&P 500 включає в себе інвестиційні фонди нерухомості та компанії з розвитку бізнесу. Фонд повинен бути зареєстрований на Нью-Йоркській фондовій біржі, Біржі інвесторів, NASDAQ або BATS.



У 2017 році, компаніями з найбільш ваговою ринковою капіталізацією стали: Apple, Microsoft, Amazon, Berkshire Hathaway B, Facebook, JP Morgan Chase, Johnson & Johnson, Exxon Mobil, Alphabet C, Google та Alphabet A. Разом з S&P 500 часто розглядають показник VIX, тому необхідно також перевірити, чи являється він причиною зміни криптовалюти в часі [37].

CBOE Volatility Index (VIX), який створений Читацькою біржею опціонів боргу (CBOE), Індексом волатильності або VIX, є індекс ринку в реальному часі, який відображає очікування ринку на 30-денну перспективну нестабільність. Виходячи з цінового вкладу варіантів індексу S&P 500, він дає оцінку ринковому ризику та настроїв інвесторів. Він також відомий іншими іменами, такими як "Fear Gauge" або "Index Fear". Інвестори, аналітики досліджень та менеджери портфоліо оцінюють значення VIX як спосіб вимірювання ринкового ризику, страху та стресу, перш ніж приймати інвестиційні рішення. Для фінансових інструментів, таких як акції, волатильність є статистичною мірою ступеня коливання їх торгових цін, спостережуваних протягом певного періоду часу [38].

Волатильність намагається виміряти таку величину руху цін, яку переживає фінансовий інструмент протягом певного періоду часу. Чим більш драматичний ціновий коливання в цьому інструменті, тим вище рівень волатильності, і навпаки.

Значення індексу VIX розраховуються, використовуючи стандартні параметри SPX, що торгуються CBOE (термін дії якого закінчується в третьому п'ятницю кожного місяця) та використання тижневих варіантів SPX (термін дії яких закінчується на всіх інших п'ятницях). Розглядаються лише ті варіанти SPX, термін дії яких триває протягом 23 днів та 37 днів[39].

Негативна кореляція нестабільності з доходами на фондовому ринку є добре задокументованою та пропонує диверсифікаційну вигоду до включення волатильності в інвестиційний портфель. Ф'ючерси та опціони VIX призначені для забезпечення чистої нестабільності в єдиному ефективному пакеті. Cboe/CFE забезпечує безперервний, рідкий і прозорий

ринок для продуктів VIX, які є доступними для всіх інвесторів від найменшого роздрібного торговця до найбільших інституційних менеджерів грошей та хедж-фондів.

Формула підрахунку цього показника математично складна, теоретично вона працює так. Він оцінює очікувану нестабільність індексу S&P 500 шляхом агрегування зважених цін на декілька пакетів SPX та дзвінків за широким діапазоном ставок. Усі такі кваліфікаційні варіанти повинні мати дійсну ненульову ставку та вимагати ціни, які відображають ринкове сприйняття того, які варіанти ударні ціни можуть постраждати від основних протягом останнього часу до закінчення терміну дії. Для детальних розрахунків з прикладом можна посилатися на розділ "Розрахунок індексу VIX: крок за кроком" в документі VIX [40].

За процесом майнінгу стоїть як програмне так і потужне технічне забезпечення, тому було вирішено розглянути акції одного з найуспішніших виробників відео-карт – NVIDIA Corporation (NVDA).

Корпорація Nvidia зосереджується на персональній комп'ютерній графіці, графічному процесорі (GPU), а також на штучному інтелекті (AI). Компанія надає послуги своїм клієнтам через ПК, мобільні та хмарні архітектури. Компанія працює за двома сегментами: процесором GPU і Tegra, що базується на єдиній базовій архітектурі. Процесор компанії створив платформи для вирішення чотирьох ринків: Gaming, Professional Visualization, Datacenter і Automotive. Бренди продуктів компанії GPU призначені для спеціалізованих ринків, включаючи GeForce для геймерів, Quadro для дизайнерів, Tesla та DGX для вчених-дослідників даних AI та великих дослідників даних, а GRID для користувачів хмарних візуальних обчислень. Бренд компанії Tegra об'єднує весь комп'ютер на єдиний чіп і включає в себе графічні процесори та багатоядерні центральні процесори для керування суперкомп'ютером для мобільних ігрових та розважальних пристроїв, а також автономних роботів, безповоротних та легкових автомобілів. NVIDIA перетворив графічний процесор у комп'ютерний мозок

на перетині віртуальної реальності, високопродуктивних обчислень або високопродуктивних обчислень (HPC) та штучного інтелекту [41].

Існує гіпотеза, що саме користувачі задають тренди своїми пошуковими запитамі, цим самим вони породжують попит для товарів та послуг, привертаючи все більше уваги до певних новин, товарів, подій тощо. Тому ми вважаємо, що необхідно дослідити зацікавленість користувачів інтернету до даної тематики. Для реалізації цього дослідження використаємо офіційну статистику з Google Trends, яку надає компанія Google – найпопулярніший пошуковий сервіс у світі.

Google Trends - це інструмент пошуку в Інтернеті, який дозволяє користувачеві бачити, як протягом певного періоду часу відбувається пошук конкретних ключових слів, тем та фраз. Google Trends працює, аналізуючи частину пошуків Google, щоб визначити, скільки пошуків було виконано для введених термінів, порівняно з загальною кількістю пошуків, здійснених в Google протягом одного часу. Хоча дані, що надаються Google Trends, оновлюються щодня, компанія Google включає застереження, яке виникає в даних "Тенденції", може містити неточності з кількох причин, включаючи проблеми вибірки даних та різні наближення, які використовуються для обчислення результатів. У Google Trends можна одночасно запитувати до п'яти слів або тем. Результати відображаються в графіку, за яким Google називає графік "Index Volume Index". Дані на графіку можна експортувати у файл .csv, який можна відкрити в програмах Excel та інших електронних таблицях. Загальний опис вхідних параметрів представлено у табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Опис змінних моделі

Показник	Роль змінної	Тип	Допустимі значення
Курс криптовалюти Bitcoin	вихідна	первинний, моментний	$[0; +\infty]$
Курс криптовалюти Ethereum	вихідна	первинний, моментний	$[0; +\infty]$
Курс криптовалюти XRP	вихідна	первинний, моментний	$[0; +\infty]$
MSCI World	вхідна	первинний, моментний	$[0; +\infty]$
CBOE Volatility Index (VIX)	вхідна	первинний, моментний	$[0; +\infty]$
S&P 500	вхідна	первинний, моментний	$[0; +\infty]$
Курс акцій компанії NVIDIA Corporation (NVDA)	вхідна	первинний, моментний	$[0; +\infty]$
Google Trends статистика по ключовим індикаторам	вхідна	первинний, інтервальний	$[0; 100]$

## 2.2 Розробка методики проведення розрахунків

Опираючись на праці науковців, які займалися дослідженням даної тематики, можна виділити одну загальну рису, яка їх об'єднує – це дослідження факторів на основі лише кореляційного зв'язку. Проте, це не є ефективно та немає чіткого розуміння чи дійсно той чи інший фактор є причиною зміни динаміки валюти в майбутньому. Тому на першому етапі дослідження необхідно дослідити вхідні змінні моделей на причинно-наслідковій зв'язки.

З метою виявлення причинних зв'язків між виділеними індикаторами та курсами криптовалют пропонується застосувати тест Гренджера.

Тест Грейнджера на причинність – процедура перевірки причинно-наслідкових зв'язків між динамічними рядами. Ідея тесту полягає в тому, що значення (зміни) часового ряду  $x$ , являє собою причину зміни часового ряду  $y$ . Таким чином, провівши даний тест, ми можемо виділити ті індикатори, зміна яких є причиною зміни курсу криптовалюти [42, 43, 44].

Причинність по Грейнджеру, як правило, перевіряється в контексті моделей лінійної регресії. Висувається певне припущення, про те, що інформація, яка потрібна для прогнозування повністю міститься у відповідних часових рядах, що були обрані для прогнозування.

Щоб оцінити статистичну значущість результатів тесту використовують тест Фішера. Для цього потрібно розраховується F-критерій з параметрами  $m$ ,  $(n-2*m)$ , де  $n$  – кількість обраних спостережень,  $m$  – кількість лагівих значень змінної (кількість затриманих значень) [45].

Так, при вивченні двох взаємопов'язаних часових рядів на попередній стадії регресійного аналізу рекомендується усунути сезонні або циклічні коливання, якщо вони наявні в досліджуваних часових рядах, у відповідності з прийнятою адитивною чи мультиплікативною моделями рядів. Якщо часові ряди  $y(t)$  та  $x(t)$ , що розглядаються, містять тенденцію, то коефіцієнт кореляції, що характеризує ступінь залежності між  $y(t)$  та  $x(t)$  буде мати велике значення. Така ж ситуація буде мати місце і тоді, коли  $y(t)$  та  $x(t)$  залежать від змінної часу  $t$ . Як у першому, так і в другому випадку має місце хибна кореляція, яка призводить при побудові регресії  $y(t)$  та  $x(t)$  до автокореляції в залишках і нестационарності ряду залишків регресії (хибна регресія), тобто до порушення припущень МНК [46, 47].

Фактично, методика прогнозування має цінність лише тоді, коли вона спирається на обґрунтовану теорію, що встановлює адекватність прогнозу за допомогою даної моделі та має можливість окреслити та знайти помилки у вірогідності прогнозу. Тобто, важливо знати про наявність якої-небудь помилки та мати можливість виправити її. А оцінка такої помилки за

допомогою функції зростання все ж таки неможлива, тому особливий інтерес, на мою думку, представляють авторегресійні моделі.

Перед побудовою моделей авторегресії, необхідно провести дослідження на мультиколінеарність, тобто дослідити відсутність лінійної залежності між факторами. Найбільш вдалою методологією для виконання даного кроку є алгоритм Фаррара-Глобера. Після вибору незалежних факторів, зможемо перейти до побудови моделей авторегресії.

Що ж таке авторегресія? Авторегресія являє собою регресійну залежність випадкової послідовності від її попередніх значень. Відповідно, авторегресійна модель – це динамічна регресійна модель, яка відображає часові зміни досліджуваної змінної або змінних щодо її попередніх значень. Вони широко використовуються для прогнозування стаціонарних та нестаціонарних рядів, тому саме авторегресійні моделі отримали багато модифікацій та підвидів [48, 49].

Існує декілька типів авторегресійних моделей для аналізу одномірних динамічних рядів:

- 1) авторегресійна модель першого порядку (в цьому випадку ефект у часі аналізується з зсувом на один період);
- 2) моделей вищого порядку – ефект аналізується із зсувом на різницю періодів;
- 3) ковзної середнього порядку (ARIMA);
- 4) ARDL.

Варто перейти до більш точного аналізу та виявлення відмінностей між цими моделями.

Так, якщо поточна величина рівня ряду  $y_t$  залежить тільки від одного попереднього значення  $y_{t-1}$ , то така модель є авторегресійною моделлю першого порядку  $AR(1)$ , якщо  $y_t$  залежить від двох попередніх рівнів, моделлю другого порядку  $AR$  і т.д. до порядку  $p$ , тобто  $AR(p)$ . Наприклад, ідентифікація  $AR(p)$  моделі полягає у визначенні її порядку  $p$ . Однією з передумов побудови моделі цього типу є застосування їх

до стаціонарного процесу. Тому в більш широкому значенні ідентифікація моделі включає також вибір способу трансформації вихідного ряду спостережень, як правило, має деяку тенденцію, в стаціонарний (або близький до нього) рядів. АР-моделі вони взагалі не призначені для опису процесів з тенденцією, однак вони добре описують коливання, що досить важливо для відображення розвитку нестійких показників [50].

Так, в основі АР-моделі різницевих часових рядів лежить два параметра:  $p$  (порядок авторегресії) і  $d$  (порядок кінцевих різниць), тому модель записується як АР( $p, d$ ). Найпростішим способом визначення найбільш відповідного різницевого ряду є обчислення для кожного ряду ( $d = 0, 1, 2$ ) його дисперсії. Для подальшої обробки потрібно обрати ряд, у якого величина цього показника буде мінімальною. Для ідентифікації необхідного порядку авторегресійної моделі використовується автокореляційна функція. Якщо для  $t$  лагів коефіцієнти автокореляції статистично значущі, а потім для лагів  $t+1$  і далі різко падають до нульового значення, то це вказує на авторегресійний процес порядку  $t$  [50, 51].

Загальний вигляд АР-моделі:

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + \varepsilon_t \quad (t = 1, 2, \dots, n), \quad (2.1)$$

де  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$  – деякі константи;  $\varepsilon_t$  – випадкові помилки, які утворюють «білий шум»:

$$D(\varepsilon_t, \varepsilon_{t \pm \tau}) = \begin{cases} \sigma_0^2 & \text{при } \tau = 0 \\ 0 & \text{при } \tau \neq 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Для моделювання нестационарних за своєю природою економічних процесів, авторегресійна функція доцільно об'єднати з іншими методами аналізу динамічного ряду, такими як:

- 1) ковзної середньої,
- 2) трендом,
- 3) сезонної хвилею.

Об'єднання моделей істотно розширює сферу їх використання та дозволяє охопити широке коло для вивчення. Такою комбінованою моделю є модель Боксу-Дженкінса, яка також має назву авторегресійної інтегрованої моделі змінного середнього. При побудові таких моделей з використанням програмних засобів здійснюються:

- а) ідентифікація динамічного ряду (етап визначення розмірності  $d$ , авторегресії  $p$  і змінного середнього  $q$ );
- б) оцінювання параметрів моделі;
- в) перевірка адекватності моделі[51].

Окремим видом моделей авторегресії є модель ARIMA(модель ковзного середнього, з вхідними параметрами  $p$ ,  $q$ ,  $d$ ), які можуть використовуватись для опису стаціонарних та нестаціонарних часових рядів. Дану модель можна легко трансформувати до більше загально відомих авторегресійних моделей: AR( $p$ ), MA( $q$ ), ARMA( $p, q$ ).

Особливість цієї моделі в тому, що в ній залежна змінна була стаціонарна, а незалежні змінні - це всі відставання залежної змінної та/або відставання помилок. Тому дану модель дуже легко модифікувати та розширити, при знаходженні нових факторів впливу—просто необхідно додати один або декілька регресорів до рівняння прогнозування [52].

Побудову ARIMA-моделей часового ряду можна розділити на етапи:

- 1) визначення загального класу моделей;
- 2) вибір значень  $p$ ,  $q$ ,  $d$  для експериментальної перевірки;
- 3) оцінка параметрів моделі;
- 4) діагностика моделі, перевірка на адекватність;
- 5) прогнозування на основі даної моделі, якщо вона виявилась адекватною в кроці 4 [53, 54].



Для реалізації вище наведеного алгоритму використовують ітераційний підхід, у виборі моделі потрібно враховувати якісні характеристики та кількість параметрів. Крім того, варто згадати про гібридну модель ARIMA/AR як модель регресії, яка включає в себе корекцію для автокорельованих помилок. Наприклад, якщо встановити модель багаторазової регресії та виявили, що її залишкові ділянки ACF та PACF відображають ідентифіковану авторегресивну або рухоме середнє «Signature», можна розглядати питання про додавання термінів ARIMA (відставання залежної змінної та/або помилок) до моделі регресії, щоб виключити автокореляцію та додатково зменшити середню квадратну помилку. Для цього варто просто змінити модель регресії як модель ARIMA з регресорами, і вказати відповідні терміни AR та/ або MA, щоб відповідати моделі автокореляції, яка спостерігається в оригінальних залишках [55, 56].

Але найбільш високотехнологічне програмне забезпечення для прогнозування пропонує одне або декілька варіантів об'єднання функцій ARIMA та декількох моделей регресії [57].

Наступною моделлю яку ми розглянемо є ARDL, яка набула досить широкого використання в наш час.

Моделі ARDL(AutoRegressive Distributed Lag) - це моделі лінійних часових рядів, в яких як залежні, так і незалежні змінні пов'язані не тільки одночасно, але й із історичними (лаговими) значеннями. Вони дуже схожі по своїй структурі на звичайну AR-модель. Регресійні моделі цього типу використовувались протягом десятиріч, але останнім часом було показано, що вони є дуже цінним інструментом для тестування на наявність довгострокових зв'язків між економічними часовими рядами. У економіці зміна будь-яких економічних змінних може призвести до зміни інших економічних змінних поза часом. Ця зміна змінної не є тим, що відбивається відразу, але розподіляється на майбутні періоди [58, 59].

Такі моделі можуть бути використані для тестування на коінтеграції та оцінити довгострокову та короткотермінову динаміку, навіть якщо змінні можуть включати суміш стаціонарних та нестаціонарні часові ряди [60].

Модель є «авторегресійною», в тому сенсі, що  $y_t$  пояснюється (частково) відсталими значеннями самого себе. Вона також має компоненти у вигляді послідовних відставок пояснювальних змінних  $x$ . Іноді, поточна величина  $x_t$  сама виключена з розподіленої лагової частини структури моделі [61].

$$y_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + \dots + a_p y_{t-p} + B_0 x_t + B_1 x_{t-1} + B_2 x_{t-2} + \dots + B_{k-1} x_{t-k-1} + B_k x_{t-k} + e_t \quad (2.3)$$

Щоб уникнути несприятливих наслідків мультиколінеарності, пов'язаних з включенням багатьох лагів  $x$  як регресорів, загальним було зменшення кількості параметрів шляхом накладання обмежень на шаблон (або «розподіл») значень, які могли б мати коефіцієнти  $a$ .

Ця модель є хорошою коли маємо багатофакторну модель і потрібно дослідити вплив минулих періодів на майбутні значення залежної змінної, тому ми вважаємо, що доцільно використовувати її для прогнозування курсу приптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків з ключовими факторами [62].

Концептуальна модель прогнозування наведена на рис. 2.1.

Після побудови ARDL та використання її для прогнозування курсу криптовалюти, потрібно провести ряд перевірок на адекватність та точність результатів моделі. Для перевірки на адекватність порахуємо та зробимо відповідні висновки на основі: перевірки на випадковість, перевірки на нормальність, рівності математичного моделювання та незалежності. В якості наукового інструментарію для дослідження точності моделей було вирішено порахувати значення RMSE, RMSPE, MPE, MAPE, коефіцієнт

невідповідності Тейла. Саме такий набір показників допоможе оцінити якість запропонованих моделей для прогнозування.

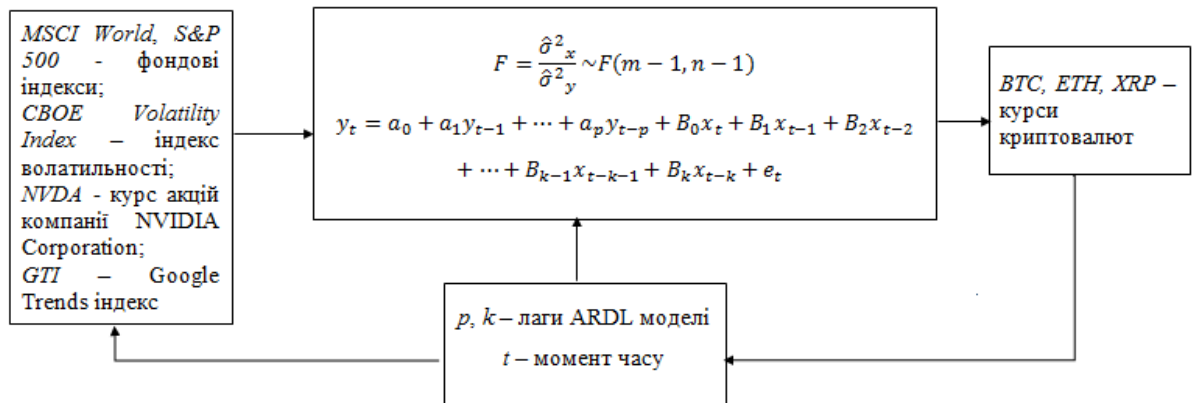


Рисунок 2.1 – Концептуальна модель прогнозування криптовалют

Отже, зробивши повний аналіз усіх вищезазначених моделей, визначивши їх властивості та особливості, на нашу думку найбільш вдало та доцільніше використовувати тест Грейнджера та ARDL-модель при прогнозуванні курсу криптовалют.

## РОЗДІЛ 3 ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ КУРСІВ BITCOIN, ETHEREUM, RIPPLE(XRP) НА ОСНОВІ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ ІЗ КЛЮЧОВИМИ ІНДИКАТОРАМИ

### 3.1 Використання тесту Грейнджера для встановлення причинно-наслідкових зв'язків між індикаторами

Для проведення авторегресійного аналізу потрібно виділити фактори, які найбільше впливають на курс криптовалют. Для цього використовуємо тест Грейнджера, використовуючи програмне рішення EViews.

Поєднання потужності та зручності використання робить EViews ідеальним пакетом для тих, хто працює з тимчасовою серією, поперечним або поздовжніми даними. Завдяки EViews можливо швидко і ефективно керувати своїми даними, виконувати економетричний та статистичний аналіз, генерувати прогнози або моделювання моделей, а також створювати високоякісні графіки та таблиці для публікації або включення в інші програми. Сфери використання: аналіз та оцінка наукових даних, фінансовий аналіз, макроекономічне прогнозування, моделювання, прогнозування продажів та аналіз витрат [63].

Для проведення дослідження, завантажимо щоденний курс, фондовий індекс MSCI World, індекс волатильності (CBOE Volatility Index (VIX)), фондовий індекс S&P 500, курс акцій компанії NVIDIA Corporation (NVDA) та Google Trends статистику. Для цього відкриваємо EViews – File – Import – Import from file та обираємо задалегіть підготовлені дані з файлу MS Excel. Завантаження даних включає в собі 4 кроки, які допомагають обрати потрібні діапазони, аркуші, типи даних тощо. Перший крок представлено на рисунку 3.1.

В наступному діалоговому вікні, для користувача доступний мультिवибір змінних для проведення тесту Грейнджера (рисунок 3.2). Після

завантаження всіх даних для порівняння курсу біткоіна з іншими показниками, система автоматично достворила: *c* (вільний член) та *resid* (змінна, для зберігання залишків). Для швидкого проведення тесту Грейнджера оберемо всі змінні за допомогою мультिवибору.

Далі потрібно натиснути пункт меню Quick > Group Statistics>Granger Causality Test.

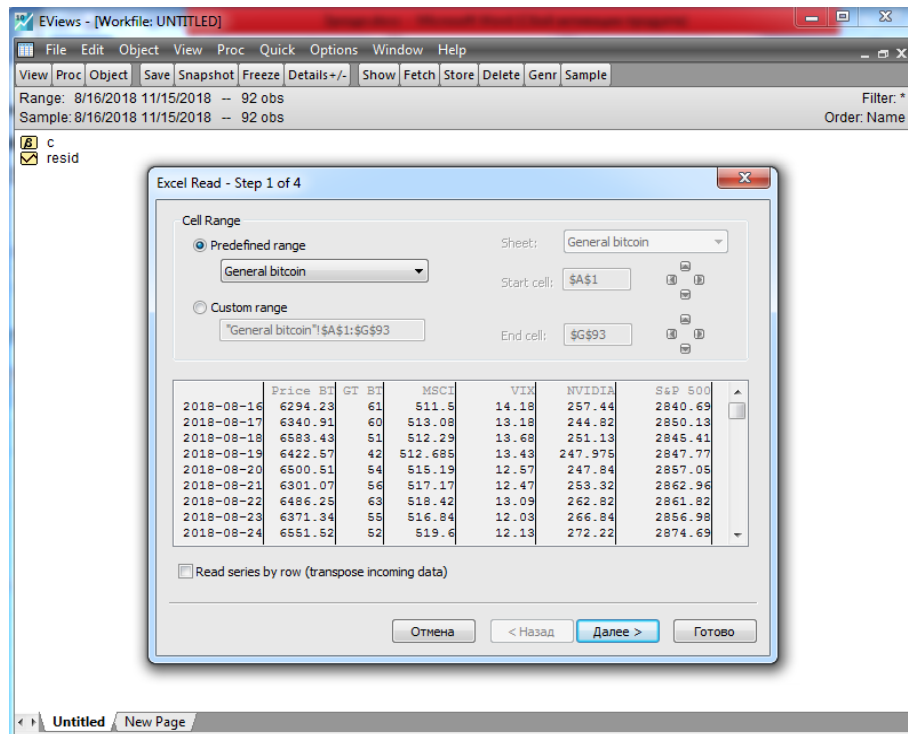


Рисунок 3.1 – Завантаження даних в EViews

Після цього система запросить у користувача додати або видалити змінні, в нашому випадку обираємо всі.

Після натиснення кнопки «ОК» користувачу представлені результати тесту, потрібно звернути лише на пари з курсом криптовалют(Price BT). Результати тесту Грейнджера представлено на рисунку 3.3, гіпотеза про відсутність причинно-наслідкових зв'язків спростовується, якщо  $Proc < 0.05$ . Виходячи з цього, найбільш значущими показниками для побудови моделі для біткоіна є Google Trend, S&P 500 та MSCI. Саме ці показники будемо використовувати при побудові авторегресійної моделі.

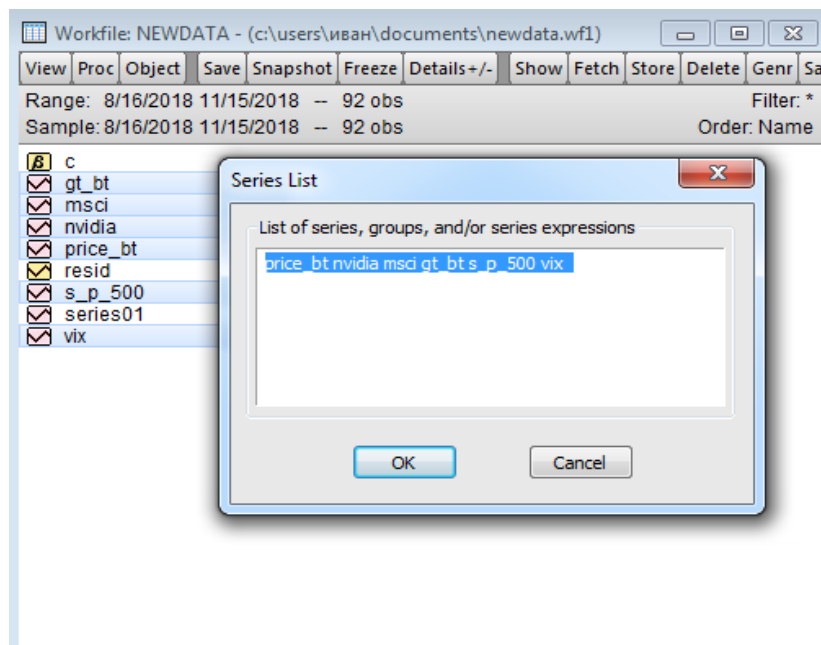


Рисунок 3.2 – Вікно мультивибору змінних для проведення тесту

По аналогії з Bitcoin, проведемо дослідження криптовалюти XRP та Ethereum на виявлення причинно-наслідкових зв'язків з іншими показниками.

Для Ethereum значущими показниками є MSCI, S&P 500, Google Trends. Для XRP - VIX, Google Trends, результати даних досліджень представлені на ринкунку 3.4 та 3.5.

Null Hypothesis:	Obs	F-Stat...	Prob.
NVIDIA does not Granger Cause PRICE_BT	90	2.64263	0.0770
PRICE_BT does not Granger Cause NVIDIA		0.49256	0.6128
MSCI does not Granger Cause PRICE_BT	90	4.27056	0.0171
PRICE_BT does not Granger Cause MSCI		1.32270	0.2718
GT_BT does not Granger Cause PRICE_BT	90	8.44340	0.0005
PRICE_BT does not Granger Cause GT_BT		1.61216	0.2055
S_P_500 does not Granger Cause PRICE_BT	90	3.68337	0.0292
PRICE_BT does not Granger Cause S_P_500		0.45054	0.6388
VIX does not Granger Cause PRICE_BT	90	2.70446	0.0727
PRICE_BT does not Granger Cause VIX		0.33395	0.7170

Рисунок 3.3 – Результати Тесту Грейнджера для Bitcoin

Null Hypothesis:	Obs	F-Stat...	Prob.
NVIDIA does not Granger Cause PRICE_ETH	90	2.64535	0.0768
PRICE_ETH does not Granger Cause NVIDIA		0.33487	0.7164
MSCI does not Granger Cause PRICE_ETH	90	3.99406	0.0220
PRICE_ETH does not Granger Cause MSCI		0.87975	0.4186
GT_ETH does not Granger Cause PRICE_ETH	90	10.8757	6.E-05
PRICE_ETH does not Granger Cause GT_ETH		1.92590	0.1521
S_P_500 does not Granger Cause PRICE_ETH	90	3.40366	0.0378
PRICE_ETH does not Granger Cause S_P_500		0.81722	0.4451
VIX does not Granger Cause PRICE_ETH	90	2.77302	0.0681
PRICE_ETH does not Granger Cause VIX		0.40944	0.6653

Рисунок 3.4 – Результати тесту Грейнджера для Ethereum

Для всіх розглянутих курсів, курс акцій компанії NVIDIA взагалі не є фактором, що впливає на курс валюти. Ймовірніше всього тут протилежний зв'язок, тобто зростання курсу криптовалюти, породжує попит майнерів до продукції компанії тим самим спричинюючи ріст її акцій, проте дана гіпотеза потребує більше досліджень.

Null Hypothesis:	Obs	F-Stat...	Prob.
NVIDIA does not Granger Cause PRICE_XP	90	2.64263	0.0770
PRICE_XP does not Granger Cause NVIDIA		0.49256	0.6128
MSCI does not Granger Cause PRICE_XP	90	0.65285	0.5231
PRICE_XP does not Granger Cause MSCI		9.66910	0.0002
GT_XP does not Granger Cause PRICE_XP	90	8.44340	0.0005
PRICE_XP does not Granger Cause GT_XP		1.61216	0.2055
S_P_500 does not Granger Cause PRICE_XP	90	0.52097	0.5958
PRICE_XP does not Granger Cause S_P_500		0.72418	0.4877
VIX does not Granger Cause PRICE_XP	90	3.68337	0.0292
PRICE_XP does not Granger Cause VIX		0.45054	0.6388
MSCI does not Granger Cause NVIDIA	90	0.23785	0.7888

Рисунок 3.5 – Результати тесту Грейнджера для XRP

Можемо зробити висновок, що не можна побудувати єдину модель, яка б була універсальною та використовувалась незалежно від виду валюти. Проте, як бачимо, інтерес користувачів Інтернет до даної тематики, який виражається Google Trends статистикою, вже вдруге являється одним з ключових факторів який впливає на курси криптовалют. Узальнюючі результати тестування на причинність представлені у табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – Узагальнюючі результати тесту Грейнджера для криптовалют

Криптовалюта	Фактори, які впливають за Грейнджером	Фактори, які не впливають на курс
Bitcoin	MSCI, S&P 500, Google Trends	VIX, NVIDIA
Ethereum	MSCI, S&P 500, Google Trends	VIX, NVIDIA
Ripple(XRP)	VIX, Google Trends	MSCI, S&P 500, NVIDIA

Для побудови авторегресійної моделі, потрібно дослідити мультиколінеарність вхідних факторів. Використаємо алгоритм Фаррара-Глобера [64].

Після нормалізації змінних отримали кореляційну матрицю (табл. 3.2):

Таблиця 3.2 – Кореляційна матриця після нормалізації змінних

	Price BT	GT BT	MSCI	S&P 500
Price BT	1	0,10747	0,15614	0,22758
GT BT	0,10747	1	0,1382	0,14642
MSCI	0,15614	0,1382	1	0,11719
S&P 500	0,22758	0,14642	0,11719	1

Обчислюється розрахункове значення критерію  $\chi^2$  та порівнюємо його з табличним значенням, для ступеня свободи 6 та ймовірності 0,05 :

$$\chi^2 = - \left[ n - 1 - \frac{1}{6}(2m + 5) \right] \ln|r| \quad (3.1)$$



Табличне  $\chi^2_{табл}=12,6$ , розрахункове фактичне значення  $\chi^2_{факт} = 10,92$ . Фактичне значення менше розрахункового, що свідчить про відсутність мультиколінеарності між вхідними факторами моделі. Аналогічні розрахунки проведено для інших двох видів криптовалют, мультиколінеарність між вхідними показниками не було виявлено.

### 3.2 Побудова авторегресійних моделей для прогнозування курсів криптовалют

Для прогнозування криптовалюти на основі факторів, які ми визначили в попередньому підрозділі, використаємо два програмних рішення:

1) Eviews – в ньому побудуємо модель ARDL (Autoregressive distributed lag model), яка автоматично вирахає кількість та статистичну значимість лагів.

2) MS Excel – виходячи з побудови ARDL, оберемо найбільш статично значимі лаги минулих періодів та побудуємо на їх основі ARDL модель.

Загальний алгоритм побудови ARDL моделі для прогнозування криптовалюти виглядає наступним чином:

- 1) підготовка даних.
- 2) побудова ARDL моделі в Eviews/ MS Excel [65].
- 3) прогнозування на основі ARDL моделі - вперед 5 періодів.
- 4) візуалізація результатів.

Розпочнемо з прогнозування біткоїну. Вхідними даними для моделювання є курс біткоїна минулих періодів, MSCI, Google Trends, S&P500. Як зображено на рисунку 3.8, необхідно відкрити Eviews>Open as Group>Proc>Make Equation>ARDL та натиснути кнопку ОК.

Програмно було згенеровано 500 моделей, та вибрано одну з найбільш значущими лагам, результати дослідження представлені на рисунку 3.X.

Оберемо запропоновані значення лагів та сформуємо вибірку даних для побудови авторегресійної моделі. Дана вибірка буде включати в себе Price

BT(-1), Price BT (-2), MSCI (-1), S&P 500 (-1), GT BT (-1), GT BT (-2), GT BT (-3), GT BT (-4) як представлено на рисунку 3.9. 4 лага для Google Trends свідчить про те, що досить існує сильний зв'язок фактором та курсом валюти.

В MS Excel використаємо стандартну надбудову «Регресія» отримання нового рівняння регресії та описову статистику моделі. Чим більший  $R^2$  – тим точніший прогноз на можна отримати на основі данної моделі [66].

Описова статистика моделі представлена на рисунку 3.11, основні статистичні показники свідчать про те, що модель може бути використана для прогнозування.

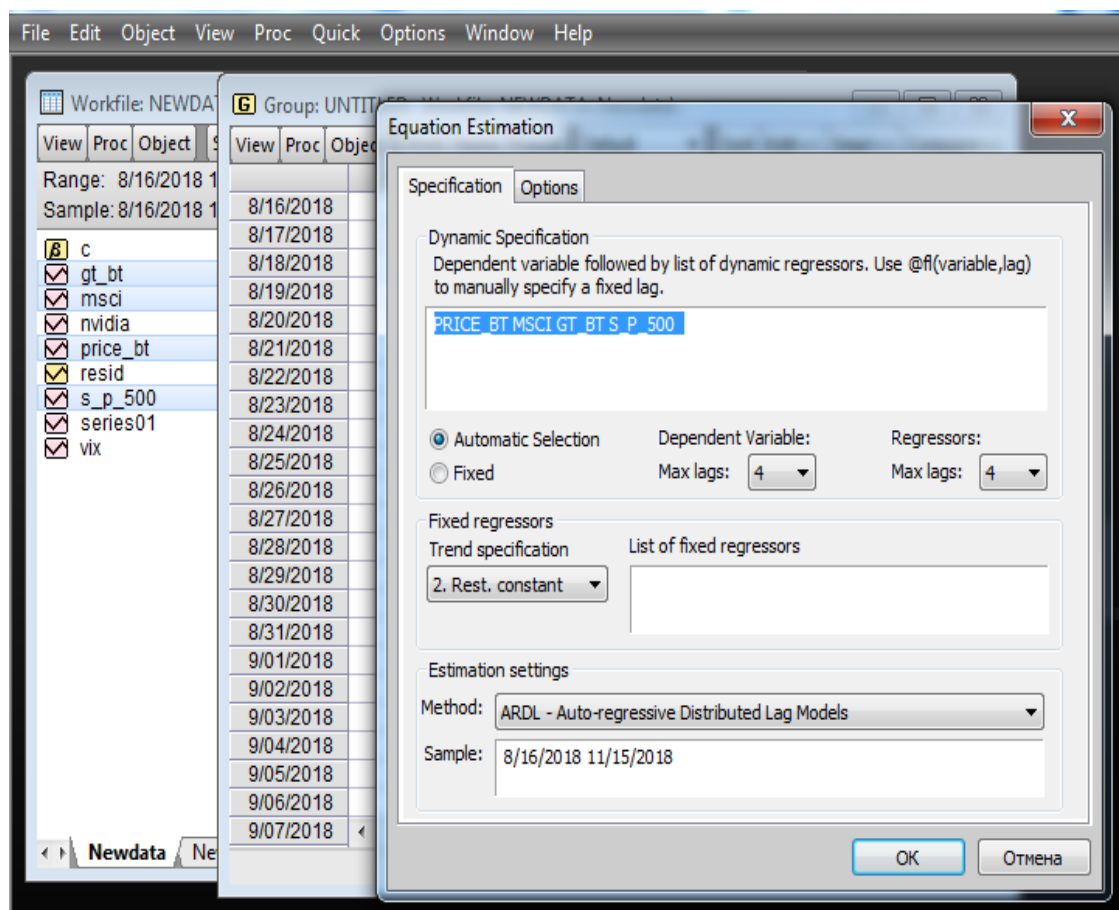


Рисунок 3.8 – Вибір факторів для побудови ARDL-моделі

Equation: UNTITLED    Workfile: NEWDATA::Newdata\

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: PRICE\_BT  
Method: ARDL  
Date: 12/12/18    Time: 21:11  
Sample (adjusted): 8/20/2018 11/15/2018  
Included observations: 88 after adjustments  
Maximum dependent lags: 4 (Automatic selection)  
Model selection method: Akaike info criterion (AIC)  
Dynamic regressors (4 lags, automatic): MSCI GT\_BT S\_P\_500  
Fixed regressors: C  
Number of models evaluated: 500  
Selected Model: ARDL(2, 1, 4, 1)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
PRICE_BT(-1)	0.989721	0.111962	8.839794	0.0000
PRICE_BT(-2)	-0.175204	0.108760	-1.610930	0.1113
MSCI	-7.854762	8.939793	-0.878629	0.3824
MSCI(-1)	23.32434	9.399257	2.481509	0.0153
GT_BT	-0.362157	1.870245	-0.193641	0.8470
GT_BT(-1)	-10.54782	2.560440	-4.119533	0.0001
GT_BT(-2)	12.80505	2.856271	4.483134	0.0000
GT_BT(-3)	-10.44888	2.776272	-3.763636	0.0003
GT_BT(-4)	5.552272	2.093940	2.651591	0.0097
S_P_500	1.141586	1.434011	0.796079	0.4285
S_P_500(-1)	-3.625494	1.481158	-2.447743	0.0167
C	519.6681	559.8083	0.928297	0.3562

Рисунок 3.9 – Результати побудови ARDL-моделі eViews

AR\_Model.xlsx \* ×

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1										
2		Price BT	Price BT-1	Price BT - 2	MSCI - 1	S&P 500 -1	GT BT - 1	GT BT -2	GT BT -3	GT BT -4
3	16.08.2018	6294,23								
4	17.08.2018	6340,91	6294,23		511,50	2840,69	61			
5	18.08.2018	6583,43	6340,91	6294,23	513,08	2850,13	60	61		
6	19.08.2018	6422,57	6583,43	6340,91	512,29	2845,41	51	60	61	
7	20.08.2018	6500,51	6422,57	6583,43	512,69	2847,77	42	51	60	61
8	21.08.2018	6301,07	6500,51	6422,57	515,19	2857,05	54	42	51	60
9	22.08.2018	6486,25	6301,07	6500,51	517,17	2862,96	56	54	42	51
10	23.08.2018	6371,34	6486,25	6301,07	518,42	2861,82	63	56	54	42
11	24.08.2018	6551,52	6371,34	6486,25	516,84	2856,98	55	63	56	54
12	25.08.2018	6719,95	6551,52	6371,34	519,60	2874,69	52	55	63	56
13	26.08.2018	6754,64	6719,95	6551,52	517,44	2862,70	48	52	55	63
14	27.08.2018	6710,80	6754,64	6719,95	517,89	2863,83	43	48	52	55
15	28.08.2018	6891,08	6710,80	6754,64	524,56	2896,74	55	43	48	52
16	29.08.2018	7091,71	6891,08	6710,80	525,18	2897,52	65	55	43	48
17	30.08.2018	7043,76	7091,71	6891,08	526,94	2914,04	53	65	55	43
18	31.08.2018	6973,97	7043,76	7091,71	524,28	2901,13	48	53	65	55
19	01.09.2018	7044,81	6973,97	7043,76	522,88	2901,52	44	48	53	65
20	02.09.2018	7189,58	7044,81	6973,97	524,77	2902,19	46	44	48	53
21	03.09.2018	7279,03	7189,58	7044,81	524,81	2903,28	47	46	44	48
22	04.09.2018	7263,00	7279,03	7189,58	521,95	2904,43	47	47	46	44
23	05.09.2018	7361,46	7263,00	7279,03	519,30	2896,72	52	47	47	46

Рисунок 3.10 – Побудова ARDL Excel без статистично незначущих факторів

Регрессионная статистика								
Множественный R	0,911078779							
R-квадрат	0,830064542							
Нормированный R-квадрат	0,812855888							
Стандартная ошибка	108,7938436							
Наблюдения	88							
Дисперсионный анализ								
	df	SS	MS	F	Значимость F			
Регрессия	8	4567342,589	570917,8236	48,2352974	2,72832E-27			
Остаток	79	935051,932	11836,10041					
Итого	87	5502394,521						
	Коэффициенты	Стандартная ошибка	t-статистика	P-Значение	Нижние 95%	Верхние 95%	Нижние 95,0%	Верхние 95,0%
Y-пересечение	486,2063598	522,7313103	0,930126721	0,35513904	-554,2642867	1526,677006	-554,2642867	1526,677006
Price BT-1	0,995730689	0,109465147	9,096326239	6,3091E-14	0,777845764	1,213615614	0,777845764	1,213615614
Price BT - 2	-0,176066462	0,106668186	-1,65059957	0,10279074	-0,388384175	0,036251251	-0,388384175	0,036251251
MSCI - 1	16,40539204	5,124342694	3,201462708	0,00197057	6,205643046	26,60514103	6,205643046	26,60514103
S&P 500 -1	-2,647985947	0,948573427	-2,791545571	0,00657553	-4,536074124	-0,75989777	-4,536074124	-0,759897771
GT BT - 1	-10,63541797	1,791377045	-5,937006955	7,363E-08	-14,20106479	-7,06977116	-14,20106479	-7,069771158
GT BT -2	12,21673941	2,605373588	4,689054755	1,1298E-05	7,030873008	17,40260582	7,030873008	17,40260582
GT BT -3	-9,957996046	2,67732218	-3,719386527	0,00037189	-15,28707254	-4,62891955	-15,28707254	-4,62891955
GT BT -4	5,145524923	2,015054032	2,553541911	0,01258766	1,134660201	9,156389644	1,134660201	9,156389644

Рисунок 3.11 – Описова статистика моделі

На основі побудованої моделі зробимо прогноз для наступних 5 періодів та порівняємо їх з актуальними значеннями. Для візуалізації результатів побудуємо графік на основі фактичних значень та тих, що отримали в результаті прогнозування.

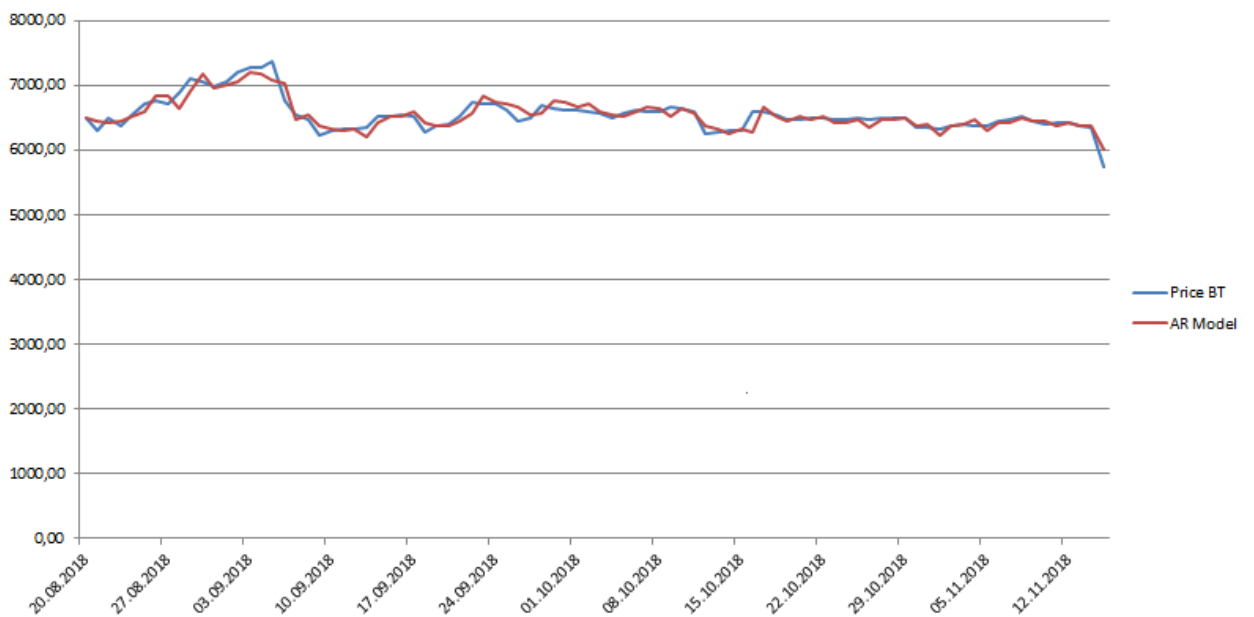


Рисунок 3.12 - Актуальні та прогнозні значення курсу біткоіна

По аналогії з біткоїном, використовуючи той самий алгоритм, проведемо прогнозування Ethereum та Ripple(XRP). Побудова моделей представлена в додатках X1, X2.

Загальні рівняння регресії та значення  $R^2$  для всіх побудованих моделей представлені в таблиці 3.3.

$R^2 > 0,70$  для всіх моделей, можемо зробити висновок, що моделі дають точний прогноз.

На основі відібраних статистичних даних та отриманих моделей, зробимо прогноз на 16.11.2018-18.11.2018. Результати прогнозування, а також їх порівняння з актуальними значеннями, представлено в таблиці 3.4.

Всі моделі, які побудовані в рамках дослідження використовуючи авторегресійні моделі, мають дають досить непоганий прогноз, проте, необхідні дослідження на відповідність вимогам до даної моделі та детально оцінити результати прогнозування.

Таблиця 3.3 – Рівняння регресії побудови моделей

Криптовалюта	Рівняння авторегресії	$R^2$
Bitcoin	$Price_{BT} = 0,9957 * Price_{BT_{t-1}} - 0,1760 * Price_{BT_{t-2}} + 16,4053 * MSCI_{t-1} - 2,6479 * S\&P500_{t-1} - 10,6345 * GTBT_{t-1} + 12,2767 * GTBT_{t-2} - 9,9579 * GTBT_{t-3} + 5,1455 * GTBT_{t-4} + 486,2063$	0,83
Ethereum	$Price_{Eth} = 0,7310 * Price_{Eth_{t-1}} + 0,4536 * Price_{t-2} + 0,0162 * GEth_{t-1} + 2,6574 * MSCI_{t-2} - 0,5157 * MSCI_{t-3} - 0,3846 * S\&P500_{t-2} + 51,1074$	0,89
Ripple(XRP)	$Price_{XRP} = 0,6533 * Price_{XRP_{t-1}} + 0,2299 * Price_{XRP_{t-2}} - 0,2862 * Price_{XRP_{t-3}} + 0,2277 * Price_{XRP_{t-4}} + 0,0020 * GTXRP_{t-1} + 0,0015 * VIX_{t-1}$	0,98

Таблиця 3.4 – Прогнозні значення на основі ARDL моделей

Дата	Значення прогнозу			Актуальне значення		
	16.11	17.11	18.11	16.11	17.11	18.11
Bitcoin	5704,361	6067,878	5671,522	5660,5	5626,7	5659,4
Ethereum	178,95	175,90	176,01	177,26	175,9	178,95
Ripple(XRP)	0,49984	0,50869	0,50542	0,47721	0,49566	0,5152

### 3.3 Оцінка точності отриманих прогнозів та якості побудованих моделей

На даному етапі необхідно перевірити наші моделі на адекватність. Модель вважається адекватною, якщо вона проходить наступні перевірки:

- перевірка на випадковість (критерій піків);
- перевірка на нормальність;
- перевірка на незалежність (критерій Дарбіна-Уотсона);
- перевірка рівності математичного сподівання нулю.

Розпочнемо з перевірки на випадковість. Наявність піку характеризується умовами:

$$\varepsilon_{t-1} > \varepsilon_t < \varepsilon_{t+1}, \quad \text{або} \quad \varepsilon_{t-1} < \varepsilon_t > \varepsilon_{t+1} \quad (3.2)$$

Проставляємо 1 якщо пік наявний, 0 – якщо пік відсутній. Для Bitcoin, отримали загальне значення піків 57.

Наступним кроком розраховуємо математичне сподівання піків та дисперсію випадкової вибірки за формулами:

$$\bar{p} = \frac{2}{3}(n-2), \quad (3.3)$$

де  $n$  – кількість членів ряду залишків.

$$\sigma_p^2 = \frac{16n-29}{90} \quad (3.4)$$

Отримали значення 57,33 та 15,32. На основі цих значень розраховуємо  $\bar{p} - 1.96\sqrt{\sigma_p^2}$  та порівнюємо його з кількістю піків. Якщо  $P > (\bar{p} - 1.96\sqrt{\sigma_p^2})$ , то

модель вважається адекватною. В нашому випадку  $57 > 49,66$ , що свідчить про адекватність моделі.

Наступним кроком виконаємо перевірку на нормальність, для цього розрахуємо в MS Excel значення асиметрії ( $A$ ), ексцесу ( $E$ ) та їх середньо квадратичні помилки за наступними формулами:

$$A = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^3}{\sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2\right)^3}}; \quad \sigma_{|A|} = \sqrt{\frac{6(n-2)}{(n+1)(n+3)}}; \quad (3.5)$$

$$E = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2\right)^2} - 3; \quad \sigma_E = \sqrt{\frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)}}, \quad (3.6)$$

$$|\hat{A}| < 1,5\sigma_{\hat{A}}; \quad \left| \hat{E} + \frac{6}{n+1} \right| < 1,5\sigma_{\hat{E}}, \quad (3.7)$$

де  $\hat{A}$  – вибіркова характеристика асиметрії;  $\hat{E}$  – вибіркова характеристика ексцесу;  $\sigma_{\hat{A}}$  і  $\sigma_{\hat{E}}$  – відповідні середньоквадратичні помилки.

В результаті розрахунків отримали наступні нерівності:  $0,504 < 0,672$  та  $1,935 < 2,261$ , з яких робимо висновок про адекватність моделі.

Наступним кроком реалізуємо перевірку на рівність математичного сподівання 0. Для цього розрахуємо значення t-статистики та порівняємо його з табличним. Якщо  $t_{\text{розрах}} \leq t_{\text{табл}}$ , то модель вважається адекватною. Розрахунок t-статистики відбувається за формулою:

$$t = \left| \frac{\bar{E} - 0}{G} \right| \sqrt{n}, \quad (3.8)$$

де  $\bar{E}$  - середня арифметична рівнів залишкового ряду,  $G$  - середньоквадратичне відхилення для рівнів залишкового ряду.

У нашому випадку  $0 < 1,987$ , з чого можемо зробити висновок, що модель адекватна.

Перевірку на незалежність рівнів ряду виконаємо за допомогою критерію Дарбіна-Уотсона [67, 68]. Для цього розрахуємо значення  $d$  та порівняємо його з табличним:

$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2} \quad (3.9)$$

Отримали розраховане значення –  $1,995$ , табличні значення  $d_1=1,592$  та  $d_2=1,758$ . Якщо  $d > d_2$ , то гіпотеза про незалежність рівнів ряду залишків приймається. Якщо  $d < d_1$ , то ця гіпотеза відхиляється і модель неадекватна. Якщо  $d_1 \leq d \leq d_2$ , то немає достатніх підстав для висновків і необхідно проводити подальші дослідження.

На основі розрахованого значення можемо зробити висновок, що гіпотеза про незалежність рівнів ряду приймається і модель адекватна.

Аналогічні розрахунки проводимо і для двох інших моделей. Узагальнюючі результати по моделям представлено в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Оцінка якості побудованих моделей

Перевірка/Модель	ARDL BT	ARDL Eth	ARDL XRP
Критерій піків(на випадковість)	+	+	+
Перевірка на нормальність	+	+	+
Критерій Дарбіна-Уотсона(на незалежність)	+	+	+
Перевірка рівності математичного сподівання нулю	+	+	+

Заключним етапом дослідження є проведення ряду розрахунків точності моделі [69, 70, 71].



Для цього розрахуємо наступні показники:

- 1) середньоквадратичне відхилення:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=n-m+1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{m}}, \quad (3.10)$$

- 2) середньоквадратичне відхилення у відсотках:

$$RMSPE = \sqrt{\frac{\sum_{i=n-m+1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{m}} * 100\%, \quad (3.11)$$

- 3) середня відсоткова помилка:

$$MPE = 100\% * \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{(y_i - \hat{y}_i)}{y_i}. \quad (3.12)$$

- 4) абсолютна середня відсоткова помилка:

$$MAPE = 100\% * \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|. \quad (3.13)$$

- 5) Коефіцієнт невідповідності Тейла:

$$U = \frac{\sqrt{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2 / m}}{\sqrt{\frac{1}{m} \sum y_i^2 + \frac{1}{m} \sum \hat{y}_i^2}}. \quad (3.14)$$

Для моделі прогнозування курсу біткоїна, отримали що відсоткове значення  $RMSE=13,69\%$ , що свідчить про задовільну точність прогнозу та

$MAPE=1,15\%$ , з чого можна зробити висновок, що прогноз має високу точність.

Наступним кроком розраховуємо коефіцієнт Тейла. Чим ближче значення коефіцієнт у до 0, тим більш схожий прогнозований ряд до актуальних значень. Для моделі Bitcoin, розраховане значення коефіцієнту Тейла - 0,000248, що свідчить про високу точність прогнозу.

Проведемо аналогічні розрахунки точності моделей ARDL Eth та ARDL XRP. Чим нижче значення обраних показників, тим більш точні результати надають моделі. Результати розрахунків представлено в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Оцінка точності побудованих моделей

Перевірка/Модель, точність	ARDL BT	ARDL Eth	ARDL XRP
RMSE	0,1369	0,1657	0,1714
RMSPE	13,69%	16,57%	17,14%
MPE	0,024%	0,194%	0,942%
MAPE	1,15%	3,22%	8,59%
Коефіцієнт невідповідності Тейла	0,000248	0,022256	0,03317

З проведених розрахунків можна зробити висновки, що моделі, які є результатом дослідження, є адекватними та надають точний прогноз.

## ВИСНОВКИ

Проведене дослідження було присвячене побудові ARDL-моделей для прогнозування курсів криптовалют Bitcoin, Ethereum, Ripple(XRP) на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами. В результаті можемо зробити наступні висновки:

1) поняття криптовалют досить обширне, включає в себе багато складових. Дане поняття не може існувати без таких понять як «блокчейн» та «майнинг». В наш час виникло багато нових криптовалют, проте більшість з них засновані на основі вже існуючих. Деякі країни починають використовувати криптовалюту в якості платіжних засобів на рівні звичайних паперових грошей. Найпопулярнішими криптовалютами на даний час є Bitcoin, Ethereum, Ripple(XRP), які було обрано для подальшого дослідження.

2) багато науковців в наш час займаються вивченням даної тематики, але немає чіткої фундаментальної праці, яка б розкривала дане поняття. Багато праць базується на дослідженні кореляції з факторами які впливають на валюту, проте ніхто не досліджує причинність цих факторів, тобто як динаміка факторів в минулому, впливає на майбутні значення курсів валют.

3) основними вимогами до моделей, на основі яких робимо прогноз, є адекватність та точність. Важливим кроком дослідження динаміки є вибір та опис факторів, які в подальшому буду приймати участь в моделюванні.

4) основною задачею є показати причинно-наслідкові зв'язки, адже саме це дає поняття про те, який показник дійсно впливає на прогнозне значення. Найкращим інструментом для цього є перевірка на причинність за Грейнджером. Виходячи з результатів тесту, та досліджених методологій було запропоновано використати ARDL модель, яка найкращим чином зможе описати дані залежності курсів від факторів. Перед побудовою даної моделі, необхідно перевірити фактори/змінні на мультиколінеарність.

5) у даний час існує багато програмних рішень для проведення економетричних досліджень. Для проведення тесту Грейнджера, дослідження мультиколінеарності, побудови ARDL, оцінки якості моделі доцільніше використати програмні пакети eViews, MS Excel.

6) побудовані моделі є адекватними та дають точний прогноз, про це свідчать відповідні статистичні показники. Незважаючи на адекватність та точність, вхідні статистичні дані необхідно постійно оновлювати, та на їх основі розраховувати нові показники регресії.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Що таке Bitcoin і криптовалюта? [Електронний ресурс] // Bitcoin Security. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: <http://bits.media/chtotakoebitcoin>.
2. Gautam Vora (2015) Cryptocurrencies: Are Disruptive Financial Innovations Here?. *Modern Economy*, 06, 816-832. doi: 10.4236/me.2015.67077
3. Що таке «криптовалюта»? [Електронний ресурс] // Insider.pro. – 2014. – Режим доступу до ресурсу: <https://insider.pro/ru/article/112>.
4. Лубенець І. Огляд цифрових криптовалют [Електронний ресурс] / Блог експертів про фінанси – 2014. – Режим доступу до ресурсу: [http://www.prostoblog.com.ua/lichnye/byudzhets/obzor\\_tsifrovyyh\\_kriptovalyut](http://www.prostoblog.com.ua/lichnye/byudzhets/obzor_tsifrovyyh_kriptovalyut).
5. Молчанова Е., Солодковський Ю. Глобальна сервісна природа сучасних криптовалют // Міжнародна економічна політика. – № 1. – 2014. – С. 60 – 79
6. Harwick, C. (2016) Cryptocurrency and the Problem of Intermediation. *Independent Review*, 20, 569-588.
7. Smith, S. (2018) How Cryptocurrencies Are Changing What CPAs Need to Know about Fraud Prevention. *Theoretical Economics Letters*, 8, 3252-3266. doi: 10.4236/tel.2018.814201.
8. Закон України «Про платіжні системи та переказ коштів в Україні» [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <http://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2346-14>.
9. Поливка Н. Криптовалюти і «різноманітні біткоіни» / Н. Поливка // Юридична Газета online. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://yur-gazeta.com/publications/practice/informatsiyne-pravo-telekomunikatsiyi/kriptovalyuti-i-riznomanitni-bitkoini.html>

10. Sontakke, K.A. and Ghaisas, A. (2017) Cryptocurrencies: A Developing Asset Class. *International Journal of Business Insights & Transformation*, 10, 10-17.
11. Ліхачов М. Скромна чарівність біткоіна: українські реалії використання крипто валют / М. Ліхачов // *Forbes Україна*. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://forbes.net.ua/ua/opinions/1428255>
12. Savona, P. (2018) Outline of a Proposal to Reform the Institutional Architecture of Money, Savings, and Credit to Reach a Financial Sustainability. *Modern Economy*, 9, 1103-1111. doi: 10.4236/me.2018.96071.
13. С.В. Васильчак , М.В. Куницкая-Ильяш , М.П. Дубина, *Науковий вісник ЛНУВМБТ імені С.З. Гжицького*, 2017, т 19, № 76,с.19-25
14. Галушка Є.О., Пакон О.Д «Сутність крипто валют та перспективи їх розвитку», «*Young Scientist*» - № 4 (44) - April, 2017,- ст.634-638
15. Куцевол М.А. Поняття та економічна природа крипто валюти / М.А. Куцевол, О.А. Шевченко-Наумова. – [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://ir.kneu.edu.ua:8080/bitstream/2010/16391/1/79-85.pdf>
16. Доступно про криптовалюти: що таке Bitcoin і як його «майнити». [URL:https://m.znaj.ua/techno/dostupno-pro-kryptovalyuty-shotake-bitcoin-i-yak-jogo-majnyty](https://m.znaj.ua/techno/dostupno-pro-kryptovalyuty-shotake-bitcoin-i-yak-jogo-majnyty)
17. Bahga, A. and Madiseti, V. (2016) Blockchain Platform for Industrial Internet of Things. *Journal of Software Engineering and Applications*, 9, 533-546. doi: 10.4236/jsea.2016.910036.
18. Liu, X. , Peng, D. and Wen, Y. (2018) Analysis of R & D Capability of China's Blockchain Technologies. *Theoretical Economics Letters*, 8, 1889-1904. doi: 10.4236/tel.2018.810124.
19. Blockchain і для чого він потрібен [Електронний ресурс]. – 2017. – Режим доступу до ресурсу: <https://nachasi.com/2017/06/02/blockchain-faq/>.
20. Динамика курса биткоина за всё время [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://probtc.info/materialy/29240/>.

21. Global Charts | CoinMarketCap [Електронний ресурс]. – 2018. – Режим доступу до ресурсу: <https://coinmarketcap.com/charts/>.
22. Karamitsos, I. , Papadaki, M. and Barghuthi, N. (2018) Design of the Blockchain Smart Contract: A Use Case for Real Estate. Journal of Information Security, 9, 177-190. doi: 10.4236/jis.2018.93013.
23. Криптовалюта Ethereum ETH — онлайн курс Ефіриума к доллару и рублю [Електронний ресурс]. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <https://mining-cryptocurrency.ru/ethereum-eth>
24. Криптовалюта:Nem(XEM) [Електронний ресурс]. – 2017. – Режим доступу до ресурсу: <https://inp.one/cryptoworld/nem-xem>.
25. DASH [Електронний ресурс]. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <https://pingblockchain.com/kriptovaljuta-shho-ce-take-istorija-ii-stvorennja/>.
26. Майнінг криптовалют – що для цього потрібно? [Електронний ресурс] // 2017 – Режим доступу до ресурсу: <https://cryptobook.pro/mayning-kriptovalyut-shho-dlya-tsogo-potribno.html>.
27. Кантишев П., Оверченко. Как добыть криптовалюту в домашних условиях. Персональні фінанси. URL: <https://www.vedomosti.ru/finance/articles/2017/06/23/695661-dobitkriptovalyutu>
28. Майнер как профессия, или как заработать достойные деньги в кризис. URL: <http://gordonua.com/news/business/mayner-kak-professiya-ili-kakzarabotat-dostoynye-dengi-v-krizis-129748.html>
29. Сословський В.Г., Криптовалюта як система інвестиційних проєктів/ В. Г. Сословський, І. О. Косовський //Вісник Університету банкуївської справи.-2017.-№1.-С.103-109
30. Прогнозування мережевого трафіку в системах безпеки з використанням нейронних мереж [Електронний ресурс]. – 2013. – Режим доступу до ресурсу: <http://inmad.vntu.edu.ua/portal/static/8D3679F0-B42E-4867-9620-827A7DD7ED1C.pdf>.

31. Predicting the price of Bitcoin using Machine Learning [Електронний ресурс]. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: <http://trap.ncirl.ie/2496/1/seanmcnally.pdf>.

32. Мечникова І.І., Масленіков Є.І., Данилов Р.І. Інноваційна економіка: теоричні а практичні аспекти. Біткойн як інноваційний засіб інвестиційної діяльності суб'єктів національної економіки: монографія/ за ред. Масленікова Є.І. Херсон: 2016 Розд. 22, С. 392-404

33. МОДЕЛЬ ЗАСТОСУВАННЯ КРИПТОВАЛЮТ ТА ПРОГНОЗ ТРЕНДУ. // Індуктивне моделювання складних систем. – 2017. – №9. – С. 188–193.

34. Krantz M. Fundamental analysis for dummies [Текст] / М.Krantz – Hoboken: Wiley Publishing Inc., 2009. – 387 p.

35. MSCI MARKET INDEXES METHODOLOGY [Електронний ресурс] // MSCI Inc.. – 2018. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.msci.com/eqb/methodology/meth\\_docs/MSCI\\_GIMIMethodology\\_Dec2018.pdf](https://www.msci.com/eqb/methodology/meth_docs/MSCI_GIMIMethodology_Dec2018.pdf)

36. Jiao, F. (2018) Are Mispricings Long-Lasting or Short-Lived? Evidence from S & P 500 Index ETF Options. Theoretical Economics Letters, 8, 378-389. doi: 10.4236/tel.2018.83027.

37. Liu, C. , Wang, J. , Xiao, D. and Liang, Q. (2016) Forecasting S&P 500 Stock Index Using Statistical Learning Models. Open Journal of Statistics, 6, 1067-1075. doi: 10.4236/ojs.2016.66086

38. H. D'Anne, "VIX and VIX Futures Pricing Algorithms: Cultivating Understanding," Modern Economy, Vol. 3 No. 3, 2012, pp. 284-294. doi: 10.4236/me.2012.33038.

39. Singh, A. (2016) On the Linkages between India VIX and US Financial Stress Index. Theoretical Economics Letters, 6, 68-74. doi: 10.4236/tel.2016.61009.



40. Srinivasan, P. (2017) Macroeconomic Information and the Implied Volatility: Evidence from India VIX. *Theoretical Economics Letters*, 7, 490-501. doi: 10.4236/tel.2017.73037.
41. NVIDIA Corp (NVDA.O) [Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу: <https://www.reuters.com/finance/stocks/company-profile/NVDA.O>.
42. Емпіричні методи кількісного аналізу на основі статистичних рівнянь [Електронний ресурс]. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: <http://lib.chdu.edu.ua/pdf/posibnuku/299/9.pdf>.
43. A. Attanasio, A. Pasini and U. Triacca, "Granger Causality Analyses for Climatic Attribution," *Atmospheric and Climate Sciences*, Vol. 3 No. 4, 2013, pp. 515-522. doi: 10.4236/acs.2013.34054.
44. Lin, Q. , Liu, W. , Li, Y. and Zhou, M. (2016) A Study on the Interactive Relationship between Housing Price and Land Price in Beijing From the Perspective of Co-Integration Analysis and Granger Causality Test. *Open Journal of Social Sciences*, 4, 77-83. doi: 10.4236/jss.2016.44011.
45. Wang, L. , Yang, Y. and Ma, Y. (2017) The Impact of US Stock Market on the Co-Movements of BRIC Stock Markets—Evidence from Linear Conditional Granger Causality. *Open Journal of Statistics*, 7, 849-858. doi: 10.4236/ojs.2017.75060.
46. Granger, C.W. Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-Spectral Methods. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 37, 424-438
47. Choudhry, T., Hassan, S.S. and Shabi, S. (2015) Relationship between Gold and Stock Markets during the Global Financial Crisis: Evidence from Nonlinear Causality Tests. *International Review of Financial Analysis*, 41, 247-256.
48. Lola, M. , David, A. and Zainuddin, N. (2016) Bootstrap Approaches to Autoregressive Model on Exchange Rates Currency. *Open Journal of Statistics*, 6, 1010-1024. doi: 10.4236/ojs.2016.66081.

49. АВТОРЕГРЕСІЙНІ МОДЕЛІ ЯК ІНСТРУМЕНТ ДЛЯ АНАЛІЗУ ПРОЦЕСУ ІНОЗЕМНОГО ІНВЕСТУВАННЯ. – 2011. – №6. – С. 311–317.
50. Моделі і методи авторегресії [Електронний ресурс] // 2015 – Режим доступу до ресурсу: [https://stud.com.ua/9287/ekonomika/modeli\\_metodi\\_avtoregresiyi](https://stud.com.ua/9287/ekonomika/modeli_metodi_avtoregresiyi).
51. ПОБУДОВА АRIМА МОДЕЛЕЙ ЧАСОВИХ РЯДІВ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ МЕТЕОДАНИХ НА МОВІ ПРОГРАМУВАННЯ R. – 2013. – №3. – С. 211–219.
52. Adhikari R. An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting [Текст] / Adhikari R. – Riga: LAP Lambert Academic Publishing, 2013. – 76 p.
53. Liu, Q. and Wang, H. (2015) Research on the Forecast and Development of China's Public Fiscal Revenue Based on ARIMA Model. *Theoretical Economics Letters*, 5, 482-493. doi: 10.4236/tel.2015.54057.
54. Tang, X. and Deng, G. (2016) Prediction of Civil Aviation Passenger Transportation Based on ARIMA Model. *Open Journal of Statistics*, 6, 824-834. doi: 10.4236/ojs.2016.65068
55. Rotela Junior, P. , Salomon, F. and de Oliveira Pamplona, E. (2014) ARIMA: An Applied Time Series Forecasting Model for the Bovespa Stock Index. *Applied Mathematics*, 5, 3383-3391. doi: 10.4236/am.2014.521315.
56. Abbood Alsudani, R. and Liu, J. (2017) The Use of Some of the Information Criterion in Determining the Best Model for Forecasting of Thalassemia Cases Depending on Iraqi Patient Data Using ARIMA Model. *Journal of Applied Mathematics and Physics*, 5, 667-679. doi: 10.4236/jamp.2017.53056.
57. Marček, D. (2015) Hybrid ARIMA/RBF Framework for Prediction BUX Index. *Journal of Computer and Communications*, 3, 63-71. doi: 10.4236/jcc.2015.35008.
58. Yang, J. and Wen, Y. (2018) Study on the Relationship between Economic Growth and Water Pollution in Jiangxi Province—Based on ARDL

Model. *Journal of Power and Energy Engineering*, 6, 64-75. doi: 10.4236/jpee.2018.67004.

59. Al-Mulali, U., Solarin, S.A. and Ozturk, I. (2016) Investigating the Presence of the Environmental Kuznets Curve (EKC) Hypothesis in Kenya: An Autoregressive Distributed Lag (ARDL) Approach. *Natural Hazards*, 80, 1729-1747.

60. Hong, P. and Zhang, F. (2016) Exchange Rate Pass-Through into China's Import Prices: An Empirical Analysis Based on ARDL Model. *Open Journal of Social Sciences*, 4, 13-22. doi: 10.4236/jss.2016.44003.

61. Bayramoglu, A. and Yildirim, E. (2017) The Relationship between Energy Consumption and Economic Growth in the USA: A Non-Linear ARDL Bounds Test Approach. *Energy and Power Engineering*, 9, 170-186. doi: 10.4236/epe.2017.93013.

62. Aswata, M. , Nnyanzi, J. and Bbale, J. (2018) Debt, Corruption and Investment in East Africa: A Panel ARDL Analysis. *Modern Economy*, 9, 2012-2038. doi: 10.4236/me.2018.912126.

63. An Introduction to EViews [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <http://www.eviews.com/Discovering/whatisviews.html>.

64. Garang, A. , Yacouba, K. and Thiery, K. (2018) Time Series Bounds Approach to Foreign Direct Investment, Unemployment and Economic Growth in Uganda. *Modern Economy*, 9, 87-96. doi: 10.4236/me.2018.91006.

65. Sen, R. and Ma, C. (2015) Forecasting Density Function: Application in Finance. *Journal of Mathematical Finance*, 5, 433-447. doi: 10.4236/jmf.2015.55037.

66. Benegas, M. (2017) The Use of Yanai's Generalized Coefficient of Determination to Reduce the Number of Variables in DEA Models. *American Journal of Operations Research*, 7, 187-200. doi: [10.4236/ajor.2017.73013](https://doi.org/10.4236/ajor.2017.73013).

67. Abdulhafedh, A. (2017) How to Detect and Remove Temporal Autocorrelation in Vehicular Crash Data. *Journal of Transportation Technologies*, 7, 133-147. doi: [10.4236/jtts.2017.72010](https://doi.org/10.4236/jtts.2017.72010).

68. Montgomery, D. C., Peck, E. A. and Vining, G. G. (2001). Introduction to Linear Regression Analysis. 3rd Edition, New York, New York: John Wiley & Sons.

69. Belsley, D.A., Kuh, E. and Welsch, R.E. (2010) Regression Diagnostics; Identifying Influence Data and Source of Collinearity. Wiley, New York. URL: <http://dx.doi.org/10.1002/0471725153>

70. Основные оценки точности прогнозирования временных рядов [Электронный ресурс] – Режим доступа до ресурсу: <http://www.mbureau.ru/blog/osnovnye-ocenki-tochnosti-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov>.

71. Leung, M., Daouk, H. and Chen, A. (2008) Forecasting Stock Indices: A Comparison of Classification and Level Estimation Models. International Journal of Forecasting, 16, 173-190.

72. Синявська О. О., Халімончук І. В. Прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами / О.О. Синявська, І.В. Халімончук / Проблеми та перспективи розвитку фінансово-кредитної системи України : збірник матеріалів III Всеукраїнської науково-практичної on-line конференції (Суми, 22–23 листопада 2018 року) / Навчально-науковий інститут бізнес-технологій «УАБС» Сумського державного університету. – Суми : Сумський державний університет, 2018. – С. 327-330.

ДОДАТКИ

## ДОДАТОК А

## SUMMARY

Khalimonchuk I. Forecasting the dynamics of cryptocurrencies courses on the basis of causal relationships with key indicators. Sumy State University, Sumy, 2018.

The theoretical and methodological bases of forecasting of cryptocurrencies based on causal relationships with key indicators. The analysis of existing methods for modeling cryptocurrencies courses is conducted. The main task of the investigation is to construct a mathematical model for forecasting rates of cryptocurrencies and provide forecasts for next periods. The key research methods are the Granger causality test and the ARDL model, which were practically implemented using eViews and MS Excel program packages.

Key words: cryptocurrency, Bitcoin, Ethereum, Ripple (XRP), Granger causality test, ARDL model, forecasting of cryptocurrency rate.

## АНОТАЦІЯ

Халімончук І.В. Прогнозування динаміки курсів криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами. – Кваліфікаційна магістерська робота. Сумський державний університет, Суми, 2018.

У роботі досліджено теоретико-методологічні основи прогнозування криптовалют на основі причинно-наслідкових зв'язків із ключовими індикаторами. Проведено аналіз існуючих методів до моделювання курсів криптовалют. Основною метою проведення дослідження є побудова математичної моделі для прогнозування та на її основі надання прогнозних значень на наступні періоди. Ключовими методами дослідження є тест Грейнджера та ARDL модель, які були практично реалізовані за допомогою eViews та MS Excel.

Ключові слова: криптовалюта, Bitcoin, Ethereum, Ripple(XRP), тест Грейнджера, ARDL, прогнозування курсу криптовалют.

## ДОДАТОК Б

EViews - [Equation: UNTITLED Workfile: NEWDATA::Newdata]

File Edit Object View Proc Quick Options Window Help

View Proc Object Print Name Freeze Estimate Forecast Stats Resids

Dependent Variable: PRICE\_ETH  
Method: ARDL  
Date: 12/12/18 Time: 22:46  
Sample (adjusted): 8/19/2018 11/15/2018  
Included observations: 89 after adjustments  
Maximum dependent lags: 4 (Automatic selection)  
Model selection method: Akaike info criterion (AIC)  
Dynamic regressors (4 lags, automatic): NVIDIA MSCI GT\_ETH S\_P\_500  
VIX  
Fixed regressors: C  
Number of models evaluated: 12500  
Selected Model: ARDL(3, 3, 3, 2, 2, 1)  
Note: final equation sample is larger than selection sample

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.*
PRICE_ETH(-1)	0.681266	0.105831	6.437281	0.0000
PRICE_ETH(-2)	0.246750	0.119379	2.066954	0.0425
PRICE_ETH(-3)	-0.164042	0.096242	-1.704470	0.0928
NVIDIA	-0.408063	0.211912	-1.925628	0.0583
NVIDIA(-1)	0.061132	0.260781	0.234418	0.8154
NVIDIA(-2)	0.085919	0.247534	0.347099	0.7296
NVIDIA(-3)	0.408366	0.197880	2.063708	0.0428
MSCI	2.116930	0.929651	2.277125	0.0259
MSCI(-1)	-1.425136	1.248647	-1.141344	0.2577
MSCI(-2)	2.433722	0.934447	2.604453	0.0113
MSCI(-3)	-0.972945	0.384081	-2.533177	0.0136
GT_ETH	-0.688980	0.153199	-4.497279	0.0000
GT_ETH(-1)	0.709643	0.215652	3.290685	0.0016
GT_ETH(-2)	-0.261138	0.162053	-1.611436	0.1117
S_P_500	-0.185332	0.137699	-1.345923	0.1827
S_P_500(-1)	0.119732	0.198551	0.603027	0.5485
S_P_500(-2)	-0.427793	0.162663	-2.629933	0.0105
VIX	0.403035	1.530671	0.263306	0.7931
VIX(-1)	-2.286573	1.446379	-1.580895	0.1185
C	362.6814	279.0122	1.299876	0.1980

R-squared	0.935023	Mean dependent var	226.2487
Adjusted R-squared	0.917131	S.D. dependent var	31.38719
S.E. of regression	9.035403	Akaike info criterion	7.435087
Sum squared resid	5633.058	Schwarz criterion	7.994331
Log likelihood	-310.8614	Hannan-Quinn criter.	7.660502
F-statistic	52.25902	Durbin-Watson stat	2.039327
Prob(F-statistic)	0.000000		

\*Note: p-values and any subsequent tests do not account for model selection.

Рисунок Б.1 - Розрахунки для моделей Ethereum

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1		Price Eth	Price Eth - 1	Price Eth - 2	GT Eth - 1	MSCI - 2	MSCI - 3	S&P 500 - 2				
2	19.08.2018	299,37	294,3	317,51	65	513,08	511,5	2850,13				
3	20.08.2018	270,80	299,37	294,3	53	512,29	513,08	2845,41				
4	21.08.2018	281,42	270,8	299,37	58	512,685	512,29	2847,77				
5	22.08.2018	270,26	281,42	270,8	59	515,19	512,685	2857,05				
6	23.08.2018	275,86	270,26	281,42	57	517,17	515,19	2862,96				
7	24.08.2018	281,30	275,86	270,26	53	518,42	517,17	2861,82				
8	25.08.2018	277,29	281,3	275,86	53	516,84	518,42	2856,98				
9	26.08.2018	274,33	277,29	281,3	50	519,6	516,84	2874,69				
10	27.08.2018	288,12	274,33	277,29	45	517,444	519,6	2862,7				
11	28.08.2018	295,59	288,12	274,33	52	517,8948	517,444	2863,83				
12	29.08.2018	289,10	295,59	288,12	57	524,56	517,8948	2896,74				
13	30.08.2018	284,25	289,1	295,59	52	525,18	524,56	2897,52				
14	31.08.2018	281,87	284,25	289,1	55	526,94	525,18	2914,04				
15	01.09.2018	295,72	281,87	284,25	52	524,28	526,94	2901,13				
16	02.09.2018	294,27	295,72	281,87	47	522,88	524,28	2901,52				
17	03.09.2018	289,28	294,27	295,72	53	524,768	522,88	2902,19				
18	04.09.2018	285,17	289,28	294,27	56	524,8096	524,768	2903,28				
19	05.09.2018	228,18	285,17	289,28	60	521,95	524,8096	2904,432				
20	06.09.2018	229,79	228,18	285,17	84	519,3	521,95	2896,72				
21	07.09.2018	215,40	229,79	228,18	80	516,13	519,3	2888,6				

Рисунок Б.2 - Розрахунки для моделей Ethereum

Регрессионная статистика									
Множественный R	0,945545								
R-квадрат	0,894055								
Нормированный R-кв	0,886303								
Стандартная ошибка	10,58345								
Наблюдения	89								
Дисперсионный анализ									
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>ачимость F</i>				
Регрессия	6	77508,91	12918,1517	115,330877	7,75E-38				
Остаток	82	9184,77741	112,009481						
Итого	88	86693,6874							
Коэффициент стандартная остататистик		<i>P-Значение</i>	<i>ижние 95%</i>	<i>ерхние 95%</i>	<i>ижние 95,0%</i>	<i>ерхние 95,0%</i>			
Y-пересечение	51,10744	46,6195379	1,09626645	0,27617137	-41,6337	143,8485	-41,6336767	143,8485472	
Price Eth - 1	0,731019	0,11068425	6,60454342	3,7078E-09	0,510833	0,951205	0,510832703	0,951205168	
Price Eth - 2	0,045359	0,10039623	0,45179505	0,65260941	-0,15436	0,245079	-0,15436156	0,245078594	
GT Eth - 1	0,016292	0,10703265	0,15221182	0,87939377	-0,19663	0,229214	-0,1966304	0,229213673	
MSCI - 2	2,657356	0,68656106	3,87053145	0,00021712	1,291568	4,023145	1,291567516	4,023144828	
MSCI - 3	-0,51574	0,2785873	-1,8512825	0,06772897	-1,06994	0,038455	-1,06994266	0,038455102	
S&P 500 - 2	-0,38464	0,11260001	-3,4160136	0,0009909	-0,60864	-0,16065	-0,60864045	-0,16064587	

Рисунок Б.3 - Розрахунки для моделей Ethereum



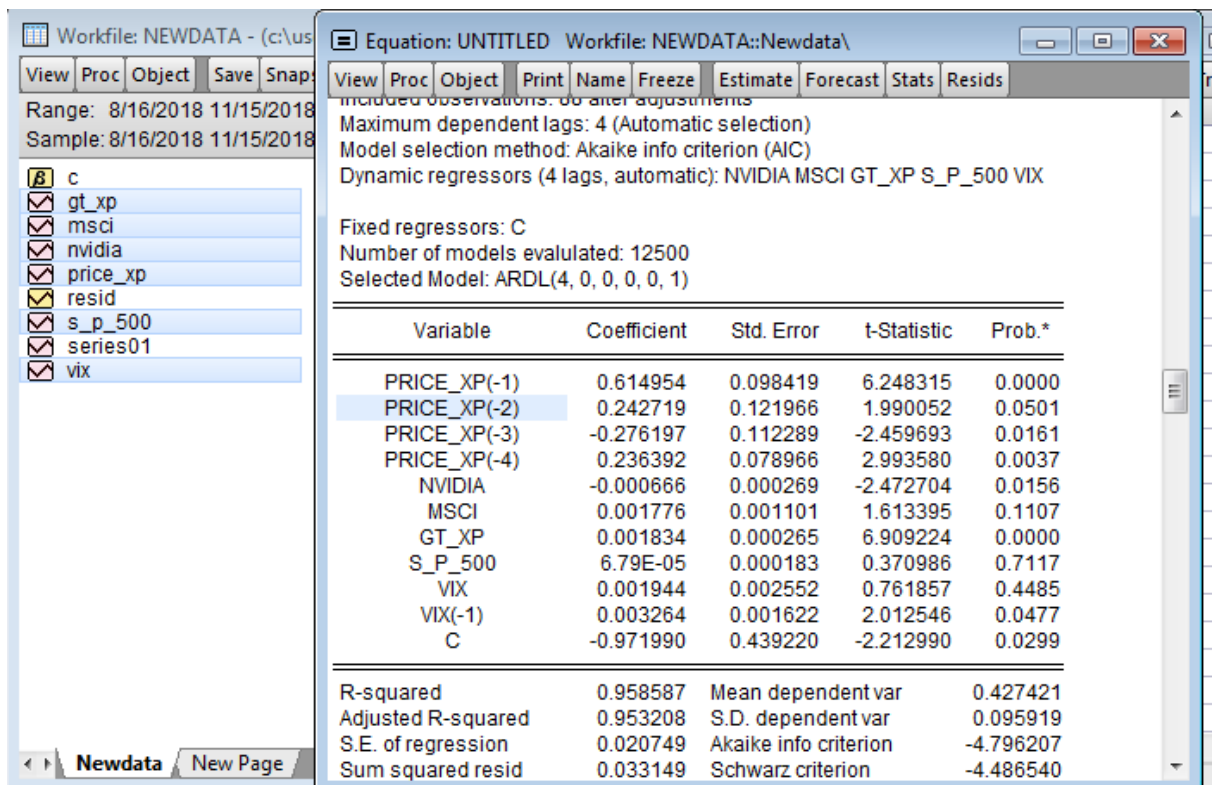


Рисунок Б.4 - Розрахунки для моделей XRP

Регрессионная статистика								
Множественный R-квадрат	0,97680296							
Нормированный R-квадрат	0,95013161							
Стандартная ошибка	0,02141993							
Наблюдения	88							
Дисперсионный анализ								
	<i>df</i>	<i>SS</i>	<i>MS</i>	<i>F</i>	<i>ачимость F</i>			
Регрессия	7	0,76373748	0,10910535	237,798897	8,63E-51			
Остаток	80	0,03670508	0,00045881					
Итого	87	0,80044256						
Коэффициент стандартная остататистика P-Значение нижние 95% верхние 95% нижние 95% верхние 95%								
Y-пересечение	0,03159188	0,05612443	0,56288991	0,575084	-0,0801	0,143283	-0,0801	0,143283
Price XP - 1	0,65090654	0,10075254	6,46044802	7,5596E-09	0,450403	0,85141	0,450403	0,85141
Price XP - 2	0,22745252	0,12566651	1,80996928	0,07405588	-0,02263	0,477537	-0,02263	0,477537
Price XP - 3	-0,2895112	0,1154319	-2,5080692	0,01416181	-0,51923	-0,05979	-0,51923	-0,05979
Price XP - 4	0,23303496	0,08137324	2,86377884	0,00534368	0,071097	0,394973	0,071097	0,394973
NVIDIA	-6,639E-05	0,00015014	-0,4422073	0,65953243	-0,00037	0,000232	-0,00037	0,000232
GT XP	0,00205213	0,00025983	7,8980055	1,2809E-11	0,001535	0,002569	0,001535	0,002569
VIX - 1	0,00106013	0,00110533	0,95911341	0,34039137	-0,00114	0,00326	-0,00114	0,00326

Рисунок Б.5 - Розрахунки для моделей XRP

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1		Price XP	Price XP - 1	Price XP - 2	Price XP - 3	Price XP - 4	NVIDIA -1	GT XP - 1	VIX - 1	Prediction
2	20.08.2018	0,31272	0,34283	0,32934	0,36815	0,28979	247,84	15	13,43	0,3191641
3	21.08.2018	0,33600	0,31272	0,34283	0,32934	0,36815	253,32	16	12,57	0,33290678
4	22.08.2018	0,31879	0,33600	0,31272	0,34283	0,32934	262,82	14	12,47	0,32342069
5	23.08.2018	0,32619	0,31879	0,33600	0,31272	0,34283	266,84	14	13,09	0,3297649
6	24.08.2018	0,32660	0,32619	0,31879	0,33600	0,31272	272,22	13	12,03	0,31337758
7	25.08.2018	0,32704	0,32660	0,32619	0,31879	0,33600	260,608	12	12,13	0,32455996
8	26.08.2018	0,32213	0,32704	0,32660	0,32619	0,31879	263,1616	12	12,458	0,31896489
9	27.08.2018	0,33830	0,32213	0,32704	0,32660	0,32619	275,9	13	12,4356	0,31865744
10	28.08.2018	0,35126	0,33830	0,32213	0,32704	0,32660	274,38	17	12,37	0,33627387
11	29.08.2018	0,34500	0,35126	0,33830	0,32213	0,32704	278,49	15	12,01	0,34515277
12	30.08.2018	0,33520	0,34500	0,35126	0,33830	0,32213	277,81	13	12,34	0,33449101
13	31.08.2018	0,33490	0,33520	0,34500	0,35126	0,33830	280,68	12	12,25	0,32436629
14	01.09.2018	0,34627	0,33490	0,33520	0,34500	0,35126	277,452	13	13,54	0,33040848
15	02.09.2018	0,34180	0,34627	0,33490	0,33520	0,34500	277,7624	11	12,502	0,33389417
16	03.09.2018	0,33500	0,34180	0,34627	0,33490	0,33520	278,4389	13	12,5284	0,3354612
17	04.09.2018	0,33120	0,33500	0,34180	0,34627	0,33490	283,7	13	12,63208	0,32641729
18	05.09.2018	0,28054	0,33120	0,33500	0,34180	0,34627	278,42	15	13,13	0,33132357
19	06.09.2018	0,30135	0,28054	0,33120	0,33500	0,34180	272,72	16	13,69	0,30143558
20	07.09.2018	0,28702	0,30135	0,28054	0,33120	0,33500	271,86	13	14,21	0,29742567
21	08.09.2018	0,27735	0,28702	0,30135	0,28054	0,33120	276,675	10	14,72	0,30067716

Рисунок Б.6 - Розрахунки для моделей XRP