

АНАЛІЗ ПРИЧИННО-НАСЛІДКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ НА РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ**ТРОЯН Кирило**

ПВНЗ «Європейський університет»

<https://orcid.org/0009-0008-9118-7566>e-mail: ktroyan@e-u.edu.ua

У цьому дослідженні представлено комплексний аналіз внутрішньої динаміки ринку криптовалют на прикладі 401 криптовалюти, якими торгували на Binance з 1 січня 2017 року по 31 травня 2024 року. Використовуючи тести причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера, ми дослідили прогнозні зв'язки та взаємозалежності між цими цифровими активами, щоб зрозуміти складну мережу впливів, які характеризують криптовалютну екосистему. Наші висновки свідчать про те, що ринок криптовалют є дуже взаємопов'язаним, де певні криптовалюти, зокрема Anchor Protocol, слугують провідними індикаторами, що впливають на рух цін на інші криптовалюти. Платформні токени виявилися найбільш впливовою категорією, що підкреслює їхню центральну роль у формуванні ринкової поведінки. Широкий двонаправлений причинно-наслідковий зв'язок, що спостерігається між криптовалютами, вказує на взаємні впливи та складні взаємозалежності, припускаючи, що зміни в одному активі можуть швидко поширюватися по всьому ринку. Ці висновки сприяють глибшому економічному вивченню ринкової динаміки в криптовалютному просторі, підкреслюючи необхідність для інвесторів і регуляторів враховувати унікальні характеристики і взаємозалежності цифрових активів у своїх стратегіях і регуляторних підходах.

Ключові слова: Динаміка ринку криптовалют, Аналіз причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера, Внутрішні криптовалюти взаємозалежності, Токени платформ, Двонаправлена причинність.

<https://doi.org/10.31891/mdes/2024-13-38>

**ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ
ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ**

Ринок криптовалют швидко еволюціонував у складну і волатильну екосистему, яка кидає виклик традиційним економічним теоріям ринкової динаміки. На відміну від традиційних фінансових ринків, криптовалюти працюють на основі децентралізованої технології блокчейн, безперервно торгуються на глобальних платформах і демонструють високу волатильність. Ці унікальні характеристики ускладнюють розуміння руху цін і взаємозалежностей на ринку. Більше того, потенційна роль криптовалют як інструментів геджування проти традиційних активів залишається неоднозначною. Існує нагальна потреба дослідити причинно-наслідкові зв'язки на ринку криптовалют, щоб зрозуміти, як цифрові активи впливають один на одного, і визначити будь-які провідні індикатори, які можуть передбачити ринкові зрушення.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Поява криптовалютних ринків внесла новий вимір у дослідження міжринкової динаміки. Криптовалюти, які вперше набули популярності з появою біткойна у 2009 році [1], швидко перетворилися на різноманітну екосистему цифрових активів з унікальними характеристиками, які відрізняють їх від традиційних фінансових інструментів.

Криптовалюти - це децентралізовані цифрові активи, які функціонують на основі технології блокчейн, що дозволяє здійснювати однорангові транзакції без посередників. Ця фундаментальна характеристика потенційно може впливати на міжринкову динаміку у спосіб, раніше небачений на традиційних фінансових ринках [2]. Цілодобовий характер торгівлі криптовалютою в поєднанні з її глобальною доступністю створює нові моделі ринкової поведінки та взаємозалежності.

Однією з унікальних особливостей криптовалют, яка може суттєво впливати на міжринкову динаміку, є їхня висока волатильність. Дослідження свідчать, що ринки криптовалют демонструють значно вищу волатильність порівняно з традиційними фінансовими ринками [3]. Припускається, що підвищена волатильність потенційно посилює побічні ефекти між ринками криптовалют та іншими фінансовими ринками, особливо в періоди ринкового стресу або невизначеності [4].

Ще одним особливим аспектом криптовалют є їхня потенційна роль геджування проти традиційних фінансових активів. Були проведені дослідження з метою вивчення того, чи можуть криптовалюти, зокрема Bitcoin, слугувати геджом для різних фінансових активів, включаючи акції, облігації та сировинні товари [5].

Регуляторне середовище, що оточує криптовалюти, яке суттєво відрізняється в різних юрисдикціях, також було визначено як фактор, що може впливати на міжринкову динаміку. Було помічено, що регуляторні оголошення та зміни в політиці суттєво впливають на ціни та обсяги торгівлі криптовалютами, що потенційно може призвести до побічних ефектів на інших ринках [6].

Крім того, технологічні основи криптовалют, зокрема технологія блокчейн, мають ширші наслідки для фінансових ринків, ніж просто цифрові активи. У літературі досліджувався потенціал блокчейну для заміни традиційних фінансових посередників і ринкових структур, що може мати потенційний вплив на міжринкову динаміку [7].

Оскільки ринок криптовалют продовжує розвиватися і ставати більш зрілим, ймовірно, з'являться нові моделі міжринкової динаміки. Інтеграція криптовалют в основні фінансові системи через такі інструменти, як біржові фонди, що торгуються на основі криптовалют (ETF), і ф'ючерсні контракти, може ще більше ускладнити взаємозв'язок між цифровими і традиційними ринками активів [8].

Аналіз причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера став важливим інструментом у дослідженнях міжринкової динаміки, особливо для вивчення взаємозв'язків між криптовалютами та традиційними фінансовими ринками. Ця статистична концепція, введена Клайвом Грейнджером у 1969 році, забезпечує основу для оцінки того, чи може один часовий ряд передбачити інший.

Фундаментальна передумова причинності Грейнджера полягає в тому, що якщо змінна X спричиняє змінну Y , то минулі значення X повинні містити інформацію, яка допомагає передбачити Y , окрім інформації, що міститься в самих лише минулих значеннях Y . Ця концепція широко застосовується в економетриці і виявилася дуже корисною в міжринкових дослідженнях.

У контексті досліджень криптовалютних ринків причинно-наслідковий аналіз Грейнджера застосовувався для вивчення потенційних зв'язків "випередження-відставання" та інформаційних побічних ефектів. Наприклад, Е. Бурі та ін. використовували тести причинності Грейнджера для вивчення взаємозв'язку між Bitcoin і глобальним фінансовим стресом [4]. Їхні висновки вказують на те, що Bitcoin може слугувати геджуванням від глобального фінансового стресу, демонструючи його потенційну роль у диверсифікації портфеля.

Аналогічно, Ш. Корбет та ін. застосували каузальний аналіз Грейнджера для дослідження взаємозв'язків між криптовалютами та різноманітними традиційними фінансовими активами [2]. Їхні результати показали, що криптовалюти функціонують як окремий клас активів, пропонуючи інвесторам переваги диверсифікації. Це дослідження підкреслило еволюційний характер міжринкової динаміки за наявності цифрових активів.

Однак важливо зазначити, що причинно-наслідковий зв'язок Грейнджера має обмеження. Як зазначають Ч. Бек та М. Ельбек, тест не передбачає справжньої причинності, а радше прогностичного зв'язку [9]. Незважаючи на це застереження, метод продовжує широко використовуватися завдяки своїй здатності надавати інформацію про часові зв'язки між ринками.

В останні роки були розроблені більш складні варіації причинно-наслідкового зв'язку Грейнджера, які застосовуються в міжринкових дослідженнях. Наприклад, Д. Кутмос застосував підхід причинно-наслідкового зв'язку Грейнджера з ковзним вікном для вивчення взаємозв'язків між біткойном і традиційними фінансовими активами, що змінюються в часі [10]. Цей динамічний підхід дозволив зафіксувати еволюцію міжринкових відносин, що забезпечує більш тонке розуміння взаємозв'язку між ринками.

Застосування причинно-наслідкового зв'язку Грейнджера в дослідженнях міжринкової динаміки також вийшло за межі простих двовимірних взаємозв'язків. Багатовимірні тести причинності Грейнджера використовувалися для одночасного дослідження взаємозв'язків між кількома ринками. Наприклад, П. Чаян та ін. застосували багатовимірні тести причинності Грейнджера для дослідження взаємозалежностей між ринками Bitcoin та альткоїнів, а також їх взаємозв'язків з макроекономічними факторами [11].

Хоча каузальний аналіз Грейнджера довів свою цінність у дослідженнях міжринкової динаміки, дослідники також визнали його обмеження. Як наслідок, його часто використовують у поєднанні з іншими методологіями, щоб забезпечити більш повне розуміння ринкових відносин. Наприклад, Е. Бурі та ін. поєднали аналіз причинності Грейнджера з методами вейвлет-когерентності, щоб дослідити як часові, так і частотні зв'язки між криптовалютами та традиційними активами [12].

Отже, унікальні характеристики криптовалют, включаючи їхню децентралізовану природу, високу волатильність, потенційні властивості для геджування, регуляторні виклики та технологічні інновації, створюють як виклики, так і можливості для дослідження міжринкової динаміки. Очікується, що в міру того, як цей ринок продовжує розвиватися, наше розуміння його впливу на ширшу динаміку фінансового ринку буде продовжувати розвиватися і поглиблюватися. В той же час, причинно-наслідковий аналіз Грейнджера відіграв значну роль у поглибленні нашого розуміння міжринкової динаміки, особливо в новій сфері криптовалютних ринкових відносин.

Його здатність надавати інформацію про прогностичні взаємозв'язки між часовими рядами зробила його цінним інструментом як для дослідників, так і для практиків. Однак, як і у випадку з будь-яким статистичним методом, слід визнати його обмеження, а результати слід інтерпретувати з обережністю. Оскільки фінансовий ринок продовжує розвиватися, цілком ймовірно, що каузальний аналіз Грейнджера залишатиметься важливим компонентом методологічного інструментарію для дослідження міжринкової динаміки, можливо, в поєднанні з іншими сучасними статистичними методами.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою даного дослідження є вивчення внутрішньоринкової динаміки криптовалют з економічної точки зору шляхом застосування аналізу причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера до повного набору даних цифрових активів. Вивчаючи щоденні дані про ціни 401 криптовалютної пари, що торгуються на Binance протягом семирічного періоду (2017-2024 рр.), дослідження прагне виявити значущі прогностичні зв'язки між криптовалютами. Завдання полягають у тому, щоб визначити, які криптовалюти впливають на інші, зрозуміти мережу взаємозалежностей та оцінити ступінь двонаправленої причинно-наслідкової залежності на ринку. Зрештою, дослідження має на меті покращити розуміння складності та взаємозв'язку ринку криптовалют, надаючи цінні відомості інвесторам, законодавцям та науковцям, які цікавляться економікою ринків цифрових активів.

Джерела даних

Криптовалютні дані були отримані з Binance, однієї з провідних світових криптовалютних бірж. Загалом було вилучено 401 криптовалютну пару з щоденними інтервалами, що забезпечує широке представлення криптовалютного ринку. Binance було обрано через її високу ліквідність та широкий спектр доступних торгових пар, що дозволяє провести більш комплексний аналіз криптовалютної екосистеми [13].

Всі дані були зібрані за період з 1 січня 2017 року по 31 травня 2024 року, що забезпечує семирічне вікно для аналізу. Цей період був обраний для того, щоб відобразити нещодавню динаміку ринку, а також включити періоди значних ринкових подій, таких як пандемія COVID-19 та її наслідки.

Для забезпечення якості та узгодженості даних було здійснено кілька кроків попередньої обробки. Вони включали в себе

1. Обробка відсутніх значень за допомогою відповідних методів імплікації або видалення неповних записів.
2. Вирівнювання міток часу в різних джерелах даних для врахування різних годин торгівлі та часових поясів.
3. Переведення всіх цінових даних у єдину валюту (долар США) для полегшення міжринкових порівнянь.

Потім дані були організовані та збережені в базі даних SQL для забезпечення ефективного запиту та аналізу протягом усього дослідження. Такий структурований підхід до управління даними дозволив безперешкодно інтегрувати різні джерела даних і полегшив застосування складних аналітичних методів до різноманітного набору фінансових інструментів.

Дані по криптовалютам

За останнє десятиліття ринок криптовалют зазнав вибухового зростання та ускладнення, що зумовило необхідність всебічного аналізу його динаміки. У цьому дослідженні було використано значний масив даних, що включає 401 криптовалютну пару, які торгуються на Binance, одній з найбільших криптовалютних бірж у світі. Ці пари досліджувалися з щоденними інтервалами, що дозволило отримати детальну картину ринкових рухів, збалансувавши при цьому потребу в керованих обчислювальних ресурсах.

Binance було обрано як джерело даних через її значну частку на ринку та ліквідність. Binance стала однією з найбільших криптовалютних бірж у світі за обсягом торгів, пропонуючи широкий спектр торгових пар і залучаючи різноманітну базу користувачів [16]. Різноманітність активів і обсяги торгів забезпечують репрезентативну вибірку ширшого ринку криптовалют.

Денний інтервал було обрано з кількох причин. По-перше, він узгоджується з традиційним аналізом фінансових ринків, що полегшує порівняння з іншими класами активів. По-друге, як

зазначають М. Брандвольд та ін., щоденні дані можуть відображати значущі цінові зміни, відфільтровуючи при цьому частину шуму, присутнього у більш високочастотних даних [17]. Це особливо актуально для ринку криптовалют, який відомий своєю високою волатильністю і чутливістю до короткострокових маніпуляцій.

Набір даних охоплює широкий спектр криптовалют, від добре відомих монет, таких як Bitcoin та Ethereum, до менших, більш спекулятивних альткоїнів. Така широта дозволяє провести всебічний аналіз динаміки ринку з урахуванням різних ринкових капіталізацій і варіантів використання. Як зазначають Г. Еленднер та ін., екосистема криптовалют дуже різноманітна, різні монети виконують різні функції і приваблюють різні типи інвесторів [18].

Збір даних включав доступ до API Binance для отримання історичних даних про ціни та обсяги для кожної торгової пари. Потім дані були очищені та попередньо оброблені для забезпечення узгодженості та надійності. Цей процес включав обробку відсутніх значень, коригування викидів та забезпечення часового вирівнювання для всіх пар.

Варто зазначити, що хоча 401 пара представляє значну частину ринку криптовалют, вона не охоплює всю екосистему. Як зазначають Г. Хілеман та М. Раухс, криптовалютний ринок постійно розвивається, регулярно з'являються нові монети та токени [19]. Тому, незважаючи на те, що цей набір даних є вичерпним, його слід розглядати як моментальний знімок ринку протягом досліджуваного періоду.

Таким чином, набір даних з 401 криптовалютної пари, що торгуються на Binance, проаналізований з щоденними інтервалами, забезпечує надійну основу для дослідження міжринкової динаміки в криптовалютній екосистемі. Він пропонує баланс між широтою і глибиною, дозволяючи проводити всебічний аналіз, зберігаючи при цьому обчислювальну здійсненність.

Тести Грейнджера на причинність

Тести причинності Грейнджера були застосовані для дослідження потенційних зв'язків між різними фінансовими інструментами, проаналізованими в цьому дослідженні, за принципом "випередження-відставання". Цей статистичний підхід, запроваджений Клайвом Грейнджером у 1969 році, став популярним інструментом економетричного аналізу для вивчення каузальних зв'язків у даних часових рядів [20].

Фундаментальна передумова причинно-наслідкового зв'язку Грейнджера полягає в тому, що якщо змінна X викликає змінну Y , то минулі значення X повинні містити інформацію, яка допомагає передбачити Y , окрім інформації, що міститься в самих лише минулих значеннях Y . Важливо зазначити, що причинно-наслідковий зв'язок Грейнджера не означає істинної причинності, а радше прогностичної причинності [21].

У нашому аналізі були зроблені наступні кроки:

1. **Перевірка на стаціонарність:** Перед проведенням тестів на причинність Грейнджера було перевірено стаціонарність кожного часового ряду за допомогою розширеного тесту Дікі-Фуллера. Нестационарні ряди були диференційовані для досягнення стаціонарності методом відсоткових змін, оскільки тести причинності Грейнджера вимагають стаціонарних вхідних даних [22].

2. **Вибір лагу:** Оптимальну довжину лагу для кожної пари змінних було визначено за допомогою інформаційних критеріїв, таких як інформаційний критерій Акаїке (AIC) та байєсівський інформаційний критерій (BIC). Цей крок є важливим, оскільки вибір довжини лагу може суттєво вплинути на результати тестів на причинність Грейнджера [15].

3. **Попарне тестування:** Тести Грейнджера на причинно-наслідковий зв'язок були проведені для кожної пари змінних всередині та між класами активів. Наприклад, кожна криптовалюта тестувалася проти кожної іншої криптовалюти.

4. **Двосторонній аналіз:** Для кожної пари причинно-наслідковий зв'язок перевірявся в обох напрямках, щоб виявити потенційні зворотні зв'язки. Цей підхід дозволяє виявити складні взаємозв'язки, де змінні можуть взаємно впливати одна на одну [23].

5. **Статистична значущість:** Нульова гіпотеза про відсутність причинно-наслідкового зв'язку Грейнджера була перевірена на різних рівнях значущості (1%, 5% і 10%), щоб надати повне уявлення про силу зв'язків.

6. **Перевірка на стійкість:** Для забезпечення надійності наших результатів було проведено перевірку на надійність шляхом варіювання довжини лагу та застосування

альтернативних тестів на причинність, таких як процедура Тода-Ямамото для оцінки рівнів векторної авторегресії [24].

Результати цих тестів причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера були збережені в базі даних SQL, що дозволило ефективно здійснювати пошук і подальший аналіз. Такий підхід дозволив нам побудувати складну мережу причинно-наслідкових зв'язків на різних фінансових ринках.

Важливо визнати обмеження тестів причинності Грейнджера, зокрема їхню чутливість до специфікації моделі та можливість отримання хибних результатів за наявності нелінійних зв'язків [25]. Тому результати були інтерпретовані обережно і в поєднанні з іншими аналітичними методами, використаними в цьому дослідженні.

Специфікація тесту

Основна концепція тесту полягає в тому, що часовий ряд X вважається причиною Y за Грейнджером, якщо минулі значення X містять інформацію, яка допомагає передбачити Y , окрім інформації, що міститься в самих лише минулих значеннях Y . Для реалізації цього тесту оцінюються дві регресії: обмежена регресія (нульова модель) та необмежена регресія (альтернативна модель). Обмежена модель має вигляд $Y_t = \alpha_0 + \alpha_1 Y_{(t-1)} + \dots + \alpha_p Y_{(t-p)} + \varepsilon_t$ тоді як необмежена модель має вигляд $Y_t = \beta_0 + \beta_1 Y_{(t-1)} + \dots + \beta_p Y_{(t-p)} + \gamma_1 X_{(t-1)} + \dots + \gamma_p X_{(t-p)} + u_t$, де p - кількість лагів, включених у модель.

Нульова гіпотеза (H_0) про те, що X не є причиною Y , перевіряється проти альтернативної гіпотези (H_1) про те, що X є причиною Y . Для порівняння обмеженої та необмеженої моделей використовується F-тест, причому тестова статистика розраховується як $F = \frac{(RSS_R - RSS_{UR})/p}{RSS_{UR}/(n-2p-1)}$, де RSS_R та RSS_{UR} - залишкова сума квадратів від обмеженої та необмеженої моделей відповідно, n - кількість спостережень, а p - кількість лагів. Розрахована F-статистика порівнюється з критичним F-значенням на обраному рівні значущості у 5%.

При застосуванні тесту Грейнджера беруться до уваги декілька ключових припущень та міркувань. Оцінюється стаціонарність обох часових рядів, і якщо необхідно, для досягнення стаціонарності застосовуються диференціювання методом відсоткових змін. Вибір довжини лагу (p) ретельно обмірковується, а для визначення оптимальної довжини лагу використовуються інформаційні критерії, такі як AIC або BIC. Також досліджується можливість коінтеграції між нестационарними рядами, і якщо вона присутня, то замість неї використовується векторна модель корекції помилок. Крім того, тест виконується в обох напрямках, щоб перевірити наявність потенційних зворотних зв'язків між змінними.

Під час аналізу враховано кілька поширених помилок і загальних міркувань. Визнається чутливість тестів причинності Грейнджера до специфікації моделі, а також вживаються заходи, щоб уникнути пропуску важливих змінних, які можуть призвести до хибних результатів. Розглядається потенціал нелінійних зв'язків, і якщо такі існують, досліджуються альтернативні методи для нелінійних причинно-наслідкових зв'язків. Досліджено стабільність причинно-наслідкових зв'язків за наявності потенційних структурних розривів у часових рядах.

Інтерпретація результатів

Інтерпретація результатів аналізу причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера проводиться комплексно, з акцентом на парних зв'язках між активами в межах набору даних. Слід зазначити, що часова динаміка не розглядається в цьому аналізі; натомість досліджується весь часовий ряд для кожної пари активів. Для кожної пари активів досліджуються обидва напрямки потенційної причинності, що дозволяє вивчати двонаправлені зв'язки.

Парні тести причинності Грейнджера виконуються вичерпно для всіх комбінацій активів у наборі даних. Цей підхід дозволяє ретельно дослідити потенційні прогностичні зв'язки між різними фінансовими інструментами. Результати цих тестів потім аналізуються та візуалізуються за допомогою різноманітних графічних методів, щоб забезпечити чітке та інтуїтивне розуміння складної мережі взаємозв'язків, виявлених в результаті аналізу.

Теплові карти використовуються як основний інструмент візуалізації для представлення сили і напрямку причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера по всьому набору активів. На цих теплових картах інтенсивність кольорів використовується для позначення сили причинно-наслідкового зв'язку, а розташування активів дозволяє ідентифікувати патерни або кластери сильних причинно-наслідкових зв'язків. Цей метод візуалізації особливо корисний для визначення секторів або груп активів, які демонструють сильну прогностичну силу порівняно з іншими.

Стовпчасті діаграми використовуються для більш кількісного представлення результатів причинно-наслідкового зв'язку Грейнджера. Ці діаграми зазвичай відображають кількість значущих причинно-наслідкових зв'язків для кожного активу або сектору, що дозволяє легко порівняти відносну важливість різних активів у прогнозуванні інших. Висота кожного стовпчика на цих діаграмах відображає кількість значущих причинно-наслідкових зв'язків, що дає чітке уявлення про те, які активи чи сектори є найбільш впливовими в аналізованій фінансовій системі.

Розподіл р-значень, отриманих за допомогою тестів причинності Грейнджера, розглядається для оцінки загальної значущості результатів. Створюються гістограми або графіки щільності р-значень, що дозволяють виявити закономірності або відхилення від очікуваного рівномірного розподілу за нульової гіпотези про відсутність причинно-наслідкового зв'язку. Цей аналіз допомагає визначити, чи є спостережувані причинно-наслідкові зв'язки справжніми або потенційно зумовленими випадковістю.

Аналогічно аналізується розподіл t-статистик, отриманих за допомогою тестів причинності Грейнджера. Ці статистики надають інформацію про силу та напрямок причинно-наслідкових зв'язків. Візуалізації розподілів t-статистики, такі як гістограми та блок-діаграми, створюються для того, щоб дати уявлення про загальну величину і мінливість причинно-наслідкових зв'язків, що спостерігаються в наборі даних.

Мережеві діаграми будуються для візуального представлення складної мережі причинно-наслідкових зв'язків між активами. На цих графіках активи представлені у вигляді вузлів, а спрямовані ребра між вузлами вказують на значущі причинно-наслідкові зв'язки за Грейнджером. Товщина країв може використовуватися для відображення сили причинно-наслідкового зв'язку. Цей метод візуалізації є особливо ефективним для підкреслення взаємозв'язку між активами та визначення ключових впливових активів або секторів у мережі.

Інтерпретація цих візуалізацій здійснюється з ретельним урахуванням основного фінансового та економічного контексту. Вивчаються причинно-наслідкові зв'язки між різними класами активів або секторами, які пов'язані з відомими економічними відносинами або ринковою динамікою. Особлива увага приділяється будь-яким неочікуваним або контрінтуїтивним результатам, які можуть вказувати на нові ідеї або потенційні сфери для подальших досліджень.

Важливо зазначити, що хоча ці візуалізації надають цінну інформацію, їх слід інтерпретувати з обережністю. При інтерпретації враховуються обмеження причинно-наслідкового зв'язку Грейнджера, такі як його нездатність виявити миттєвий причинно-наслідковий зв'язок або розрізнити прямі та непрямі причинно-наслідкові зв'язки. Крім того, розглядається можливість виникнення хибних кореляцій у даних фінансових часових рядів, а також робиться спроба відрізнити статистично значущі результати від економічно значущих взаємозв'язків.

Результати

Серед проаналізованих криптовалют Anchor Protocol продемонстрував найбільшу кількість значущих причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера, що свідчить про його потенційну роль як випереджаючого індикатора руху цін на інші цифрові активи. Після Anchor Protocol інші криптовалюти, такі як VITE та YFI DOWN, також продемонстрували значну кількість причинно-наслідкових зв'язків, що свідчить про їхню важливість у ринковій динаміці.

Вивчення взаємозв'язків між категоріями виявило цікаві закономірності. Платформні токени виявилися категорією з найбільшою кількістю причинно-наслідкових зв'язків - 2115. Цей висновок підкреслює ключову роль, яку відіграють криптовалюти на основі платформ у ширшій ринковій екосистемі. Токени DeFi (децентралізовані фінанси) посіли друге місце з 1 624 зв'язками, що відображає зростаючу важливість децентралізованих фінансових інструментів. Токени утиліти посіли третє місце з 627 взаємозв'язками, що підкреслює їх актуальність в динаміці ринку.

Також спостерігалися двонаправлені причинно-наслідкові зв'язки Грейнджера, загалом було виявлено 12 844 таких зв'язків. Найбільш помітні двонаправлені зв'язки були виявлені між такими парами, як TrueFi і Anchor Protocol, VeThor і pNetwork, а також різними парами за участю Maker. Ці двонаправлені зв'язки вказують на складну мережу взаємних впливів і взаємозалежностей на ринку криптовалют.

Мережевий аналіз причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера виявив високий ступінь взаємозв'язку, причому 397 унікальних криптовалют утворюють вузли мережі. Така розгалужена мережа підкреслює складність ринку криптовалют і безліч факторів, які можуть впливати на рух цін на різні цифрові активи.



Рис. 1. Теплова карта каузальних зв'язків за Грейнджером по категоріях криптовалют

Обговорення

Аналіз динаміки криптовалютного ринку свідчить про складну та взаємопов'язану екосистему, що має значний вплив на ринкову поведінку та рух цін. Виявлення Anchor Protocol як криптовалюти з найбільшою кількістю причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера свідчить про її потенційну роль як провідного індикатора на ринку. Цей висновок узгоджується з попередніми дослідженнями, які визначили впливові криптовалюти на ринкову динаміку, наприклад, з роботою Ш. Корбета та ін. [2], які виявили, що основні криптовалюти, такі як Bitcoin та Ethereum, часто визначають рух цін на більш широкому ринку.

Поява токенів платформ як категорії з найбільшою кількістю причинно-наслідкових зв'язків (2 115) підкреслює ключову роль блокчейн-платформ у формуванні криптовалютної екосистеми. Це спостереження узгоджується з висновками Ю. Лю та ін., які підкреслили зростаючу важливість криптовалют на основі платформ у формуванні ринкових тенденцій [26]. Сильна присутність токенів DeFi в причинно-наслідкових зв'язках (1,624) відображає зростаюче значення децентралізованих фінансів у криптовалютному просторі - тенденція, яку також відзначив П. Момтаз в своєму аналізі динаміки ринку DeFi [27].

Розгалужена мережа двонаправлених причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера, яка налічує 12 844 елементів, вказує на високий ступінь взаємозалежності між криптовалютами. Цей висновок підтверджує поняття високо взаємопов'язаного ринку, як зазначають Д. Джудічі та І. Абу-Хашіш у своєму дослідженні мереж криптовалютних ринків [28]. Наявність помітних двонаправлених зв'язків, таких як між TrueFi і Anchor Protocol, свідчить про те, що певні пари криптовалют можуть демонструвати сильніший взаємний вплив, потенційно через спільні технологічні основи або сегменти ринку.

Мережевий аналіз, який виявив 397 унікальних криптовалют в якості вузлів, ще більше підкреслює складність структури ринку. Цей високий ступінь взаємозв'язку узгоджується зі спостереженнями Ч. Акчора та ін., які виявили, що ринки криптовалют демонструють складні мережеві властивості, які можуть впливати на динаміку цін і ринкову поведінку [29]. Розгалуженість цієї мережі свідчить про те, що рух цін і ринкові тенденції можуть швидко поширюватися через систему, що потенційно може призвести до каскадних ефектів і підвищеної волатильності.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Комплексний аналіз міжринкової динаміки на ринку криптовалют свідчить про те, що він є дуже взаємопов'язаною та складною економічною системою. Тести причинно-наслідкових зв'язків Грейнджера визначили певні криптовалюти, зокрема, Anchor Protocol, як впливові провідні індикатори, що суттєво впливають на рух цін на інші цифрові активи. Це свідчить про те, що певні криптовалюти суттєво впливають на ринкові тенденції, можливо, завдяки своїм технологічним інноваціям, прийняттю на ринку або ключовим ролям в екосистемі.

Платформні токени виявилися найвпливовішою категорією, що демонструє найбільшу кількість причинно-наслідкових зв'язків. Це підкреслює центральну роль блокчейн-платформ у формуванні ширшого ринку криптовалют, які слугують фундаментальною інфраструктурою для різних децентралізованих додатків і сервісів. Популярність токенів DeFi ще більше підкреслює зростаюче значення децентралізованих фінансів у впливі на поведінку і динаміку ринку.

Розгалужена мережа двонаправлених причинно-наслідкових зв'язків між криптовалютами вказує на те, що ринок характеризується взаємними впливами і складними взаємозалежностями. Такий взаємозв'язок означає, що зміни в одному активі можуть швидко поширюватися по ринку, посилюючи волатильність і кидаючи виклик традиційним економічним моделям ринкової поведінки. Ця складність вимагає тонкого розуміння криптовалютних ринків з економічної точки зору, враховуючи унікальні для цифрових активів фактори, такі як децентралізація, технологічні інновації та швидка еволюція.

З економічної точки зору, ці висновки сприяють глибшому розумінню того, як цифрові активи взаємодіють і впливають один на одного у фінансовій системі. Складні причинно-наслідкові зв'язки та значна роль окремих категорій активів підкреслюють необхідність для інвесторів, науковців та регуляторів враховувати унікальну динаміку ринку криптовалют. Визнання цих закономірностей має практичне значення для розробки ефективних інвестиційних стратегій, регуляторних підходів і підходів до зниження ризиків.

Підсумовуючи, дослідження висвітлює значний вплив певних криптовалют і категорій на динаміку ринку та підкреслює складну мережу взаємозалежностей у криптовалютній екосистемі. Оскільки ринок продовжує розвиватися та інтегруватися з традиційними фінансовими системами, постійні дослідження мають важливе значення для моніторингу цієї динаміки, розуміння її наслідків для ефективності та стабільності ринку, а також для відповідної адаптації економічних моделей.

REFERENCES:

1. Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. *Decentralized Business Review*.
2. Corbet, S., Meegan, A., Larkin, C., Lucey, B., & Yarovaya, L. (2018). Exploring the dynamic relationships between cryptocurrencies and other financial assets. *Economics Letters*, 165, 28-34. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.01.004>
3. Dyrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2015.10.008>
4. Bouri, E., Gupta, R., & Roubaud, D. (2018). Herding behaviour in cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 29, 216-221. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.008>
5. Bouri, E., Gupta, R., Tiwari, A. K., & Roubaud, D. (2017). Does Bitcoin hedge global uncertainty? Evidence from wavelet-based quantile-in-quantile regressions. *Finance Research Letters*, 23, 87-95. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.02.009>
6. Shanaev, S., Shuraeva, A., Vasenin, M., & Kuznetsov, M. (2020). Cryptocurrency value and 51% attacks: Evidence from event studies. *Journal of Alternative Investments*, 22(3), 65-77. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3290016>
7. Tapscott, D., & Tapscott, A. (2017). How blockchain will change organizations. *MIT Sloan Management Review*, 58(2), 10-13.
8. Choi, K. J., Lehar, A., & Stauffer, R. (2021). Bitcoin microstructure and the Kimchi premium. *Management Science*, 67(11), 7055-7072. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3189051>
9. Baek, C., & Elbeck, M. (2015). Bitcoins as an investment or speculative vehicle? A first look. *Applied Economics Letters*, 22(1), 30-34. DOI: 10.1080/13504851.2014.916379
10. Koutmos, D. (2018). Return and volatility spillovers among cryptocurrencies. *Economics Letters*, 173, 122-127. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2018.10.004>

11. Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. (2018). Virtual relationships: Short- and long-run evidence from Bitcoin and altcoin markets. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 52, 173-195. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2017.11.001>
12. Bouri, E., Shahzad, S. J. H., & Roubaud, D. (2019). Co-explosivity in the cryptocurrency market. *Finance Research Letters*, 29, 178-183. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.07.005>
13. Chu, J., Zhang, Y., & Chan, S. (2019). The adaptive market hypothesis in the high frequency cryptocurrency market. *International Review of Financial Analysis*, 64, 221-231. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2019.05.008>
14. Bollen, J., Mao, H., & Zeng, X. (2011). Twitter mood predicts the stock market. *Journal of Computational Science*, 2(1), 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2010.12.007>
15. Batten, J. A., Ciner, C., & Lucey, B. M. (2010). The macroeconomic determinants of volatility in precious metals markets. *Resources Policy*, 35(2), 65-71. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2009.12.002>
16. Feng, W., Wang, Y., & Zhang, Z. (2018). Informed trading in the Bitcoin market. *Finance Research Letters*, 26, 63-70. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2017.11.009>
17. Brandvold, M., Molnár, P., Vagstad, K., & Valstad, O. C. A. (2015). Price discovery on Bitcoin exchanges. *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 36, 18-35. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2015.02.010>
18. Elendner, H., Trimborn, S., Ong, B., & Lee, T. M. (2018). The cross-section of crypto-currencies as financial assets: Investing in crypto-currencies beyond Bitcoin. In *Handbook of Blockchain, Digital Finance, and Inclusion*, Volume 1 (pp. 145-173). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-810441-5.00007-5>
19. Hileman, G., & Rauchs, M. (2017). Global cryptocurrency benchmarking study. *Cambridge Centre for Alternative Finance*, 33, 33-113.
20. Granger, C. W. J. (1986). Developments in the study of cointegrated economic variables. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 48(3), 213-228. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0084.1986.mp48003002.x>
21. Eichler, M. (2013). Causal inference with multiple time series: Principles and problems. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 371(1997), 20110613. <https://doi.org/10.1098/rsta.2011.0613>
22. Engle, R. F., & Granger, C. W. J. (1987). Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing. *Econometrica*, 55(2), 251-276. <https://doi.org/10.2307/1913236>
23. Lütkepohl, H. (2005). *New introduction to multiple time series analysis*. Springer Science & Business Media.
24. Toda, H. Y., & Yamamoto, T. (1995). Statistical inference in vector autoregressions with possibly integrated processes. *Journal of Econometrics*, 66(1-2), 225-250. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01616-8](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01616-8)
25. Hiemstra, C., & Jones, J. D. (1994). Testing for linear and nonlinear Granger causality in the stock price-volume relation. *The Journal of Finance*, 49(5), 1639-1664. <https://doi.org/10.2307/2329266>
26. Liu, Y., Tsyvinski, A., & Wu, X. (2020). Common risk factors in cryptocurrency. *The Journal of Finance*, 75(3), 1133-1177. <https://doi.org/10.1111/jofi.12892>
27. Momtaz, P. P. (2021). The pricing and performance of cryptocurrency. *The European Journal of Finance*, 27(4-5), 367-380. <https://doi.org/10.1080/1351847X.2019.1647259>
28. Giudici, G., & Abu-Hashish, I. (2019). What determines bitcoin exchange prices? A network VAR approach. *Finance Research Letters*, 28, 309-318. <https://doi.org/10.1016/j.frl.2018.05.013>
29. Akcora, C. G., Dey, A. K., Gel, Y. R., & Kantarcioglu, M. (2020). Forecasting bitcoin price with graph chainlets. In *Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 765-776). Springer, Cham.

ANALYSIS OF GRANGER CAUSATION RELATIONSHIPS IN THE CRYPTOCURRENCY MARKET

TROIAN Kyrlyo

Private Higher Educational Establishment «European University»

This study provides a comprehensive analysis of the internal dynamics within the cryptocurrency market by examining 401 cryptocurrencies traded on Binance from January 1, 2017, to May 31, 2024. Utilising Granger causality tests, we investigate the predictive relationships and interdependencies among these digital assets to understand the complex network of influences that characterise the cryptocurrency ecosystem. Our findings reveal a highly interconnected market where certain cryptocurrencies, notably Anchor Protocol, serve as leading indicators influencing the price movements of others. Platform tokens emerged as the most influential category, underscoring their central role in shaping market behaviour. The extensive bidirectional causality observed among the cryptocurrencies indicates mutual influences and intricate interdependencies, suggesting that shifts in one asset can rapidly propagate through the market. These insights contribute to a deeper economic understanding of market dynamics within the cryptocurrency space, highlighting the necessity for investors and policymakers to consider the unique characteristics and interdependencies of digital assets in their strategies and regulatory frameworks.

Keywords: Cryptocurrency Market Dynamics, Granger Causality Analysis, Internal Cryptocurrency Interdependencies, Platform Tokens, Bidirectional Causality