

DOI: [http://dx.doi.org/10.26642/pbo-2025-3\(62\)-18-35](http://dx.doi.org/10.26642/pbo-2025-3(62)-18-35)
УДК 336.74:347.73

С.М. Защипас, аспірант

Державний університет «Житомирська політехніка»

Методи аналізу впливу віртуальних активів на агрегати грошової маси

У статті досліджується вплив ринку віртуальних активів (ВА) на монетарне середовище України з позицій перегляду традиційних підходів до вимірювання грошової маси та функціонування монетарного трансмісійного механізму. На основі даних за період 2016–2025 рр. сформовано узгоджену базу часових рядів для трьох сегментів ринку ВА (біткоїн, сукупний ринок криптоактивів, стейблкоїни) та ключових індикаторів монетарного сектору України (агрегат M2, офіційний курс гривні до долара США, обсяги валютних операцій банків). Операційне визначення змінних враховує різну частоту даних, сезонні ефекти та структурні зміни, пов'язані з пандемією COVID-19 і повномасштабною війною.

Методичний інструментарій ґрунтується на поєднанні VAR, BVAR та TVP-VAR моделей із тестами причинності за Грейнджером, а також на використанні функцій імпульсних відгуків та узагальненої декомпозиції дисперсії прогнозової помилки. Запропоновано модифікацію підходу Ленци – Прімічері до масштабування волатильності шоків, яка дозволяє коректно врахувати епізоди різких макроекономічних коливань у тижневих та місячних рядах.

Результати показують, що віртуальні активи статистично значуще впливають передусім на валютний сегмент монетарного середовища: індикатори біткоїна та стейблкоїнів виявляють стійкі причинно-наслідкові зв'язки з офіційним курсом та обсягами операцій на валютному ринку, тоді як прямий вплив на агрегат M2 є слабким і нестійким. Це підтверджує часткову валідність гіпотези про канал віртуальних фінансових сервісів: ВА не формують окремих автономних монетарних каналів, а модифікують та підсилюють класичний валютний канал передачі монетарних імпульсів, що потребує їх урахування в системі моніторингу фінансової стабільності та сценаріях стрес-тестування.

Ключові слова: віртуальні активи; криптоактиви; стейблкоїни; монетарна трансмісія; канал віртуальних фінансових сервісів; VAR; BVAR; TVP-VAR; тест Грейнджера; валютний ринок; грошова маса; M2; імпульсні відгуки; динамічна зв'язність.

Актуальність теми. Інтеграція віртуальних активів у глобальні фінансові процеси істотно трансформує умови функціонування монетарних систем, ставлячи під сумнів ефективність традиційних підходів до вимірювання грошової маси та оцінювання монетарної трансмісії. Для відкритої економіки України ці зміни набувають особливої ваги в умовах структурних шоків, спричинених пандемією COVID-19 та повномасштабною війною, коли нестійкість фінансових потоків і зростання волатильності підсилюють чутливість монетарного середовища до зовнішніх шоків. За таких умов наукове обґрунтування та емпірична оцінка впливу віртуальних активів на валютний ринок і грошові агрегати є необхідним елементом вдосконалення монетарної політики, підвищення якості макроекономічного прогнозування та зміцнення фінансової стабільності.

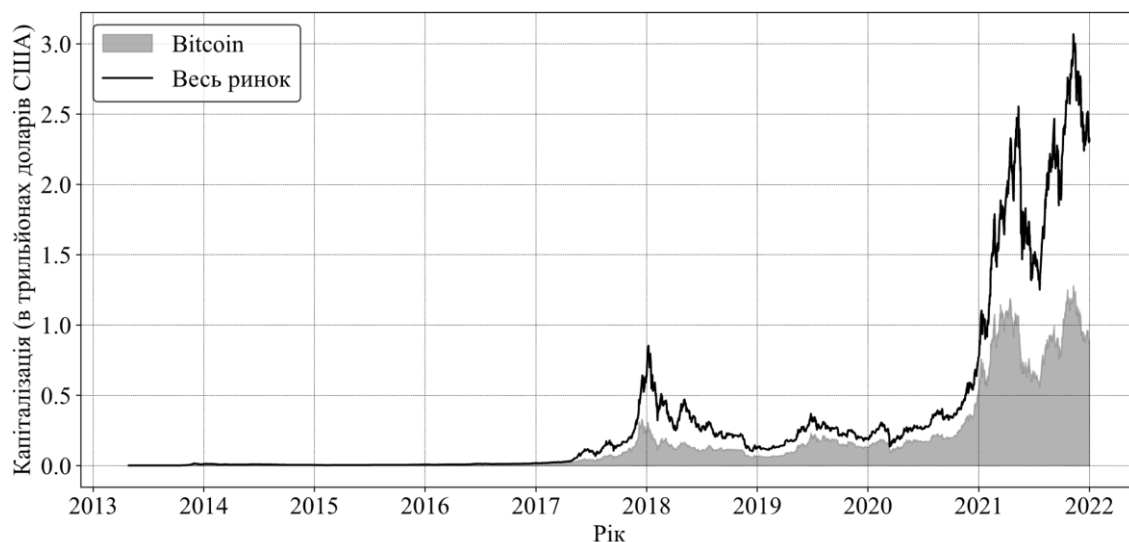
Аналіз основних досліджень і публікацій. У статті використано напрацювання сучасної економічної літератури, присвяченої впливу фінансових інновацій та ринку віртуальних активів на монетарну систему. Значну увагу приділено класичним підходам до моделювання макроекономічних взаємозв'язків, розроблених у працях Г.Люткеполя, К.Сімса, Р.Літтермана, Т.Доана та інших авторів, зокрема концепціям VAR, BVAR і пріора Міннесоти. Окремо проаналізовано дослідження М.Ленци та Дж.Прімічері щодо впливу пандемії COVID-19 на волатильність економічних шоків, роботи Г.Купа, Х.Песарана та Д.Коробіліса щодо TVP-VAR та динамічної зв'язності, а також сучасні емпіричні підходи до оцінювання ефектів крипторинку. Вивчено результати досліджень Ахмеда Мехеді Нізама та інших авторів, які теоретично обґрунтовують можливість впливу стейблкоїнів та криптовалют на грошову пропозицію через механізми резервування, ліквідності та трансмісійних каналів.

Методологічну базу доповнено роботами українських дослідників у сфері монетарної політики та фінансової стабільності, зокрема В.М. Домрачева і В.В. Третиника, які наголошують на важливості інтеграції економетричних моделей зі стрес-тестуванням та багаторівневим аналізом ризиків. Аналіз літератури показує, що хоча питання впливу ВА на фінансові ринки активно досліджується у глобальному контексті, комплексне моделювання їхнього впливу на валютний ринок та грошові агрегати окремої країни (особливо України) залишається недостатньо опрацьованим. Саме цей науковий пробіл – брак системного підходу до емпіричного оцінювання каналу віртуальних фінансових сервісів – і визначає актуальність та новизну проведеного дослідження.

Мета статті – здійснити комплексну емпіричну оцінку впливу ринку віртуальних активів на монетарне середовище України та обґрунтувати існування і функціонування каналу віртуальних фінансових сервісів як додаткової ланки монетарного трансмісійного механізму. Для досягнення цієї мети пропонується формування узгодженої бази даних індикаторів ринку VA та монетарних змінних України з урахуванням структурних шоків 2016–2025 рр.; застосувати VAR, BVAR, TVP-VAR моделі та тести причинності за Грейнджером для кількісної оцінки напрямків і сили взаємозв'язків; визначити стійкі канали передачі впливу VA через сегмент грошового ринку; оцінити роль віртуальних активів у модифікації класичних механізмів монетарної трансмісії.

Викладення основного матеріалу. В іншому дослідженні автора було теоретично обґрунтовано доцільність виокремлення каналу віртуальних фінансових сервісів (virtual financial services channel) як додаткової ланки монетарного трансмісійного механізму. У цій роботі канал отримує емпіричну оцінку за даними України 2016–2025 рр. з використанням моделей VAR, BVAR, TVP-VAR та тестів Грейнджера.

Сучасні трансформації фінансової системи, зумовлені стрімким розвитком технологій розподіленого реєстру, спричиняють необхідність перегляду усталених підходів до оцінки грошової маси та її агрегатів. Традиційні методики розрахунку грошових агрегатів ($M0$, $M1$, $M2$, $M3$) [2; 9, с. 182] базуються на припущенні про монополію центральних банків у сфері емісії та контролю грошової пропозиції. Проте поява віртуальних активів (VA), які функціонують поза межами централізованих емітентів та можуть бути платіжними засобами, засобами збереження вартості чи інвестиційними інструментами, ставить під сумнів повноту та релевантність традиційних статистичних вимірів.



Джерело: побудовано автором за даними [25]

Рис. 1. Ринкова капіталізація VA до 2022 р.

Сукупний обсяг грошової маси за агрегатом $M2$ у вибірці країн за версією CEIC Data Money supply $M2$ [6] становив 139 трлн дол. США, а на кінець грудня 2024 р. ринкова капіталізація VA перевищила позначку 3,8 трлн дол. США, що становить близько 2,8 % глобальної пропозиції грошей (рис. 1). Як показало дослідження Ахмеда Мехеді Нізама [18], теоретично існує можливість, коли навіть відносно незначна частка VA, зокрема стейблкоїни з низьким рівнем волатильності, може впливати на грошову пропозицію в країні-емітенті (наприклад, через механізм резервування в казначейських інструментах, що призводить до контракції грошової маси).

Завдяки глобальній доступності через мережу «Інтернет», VA не обмежуються окремими національними фінансовими системами, а здійснюють транснаціональний вплив. Виходячи з цього, можна сформулювати основну гіпотезу (H_1), що динаміка ринку VA, враховуючи й високоволатильні інструменти, які нині становлять основну частку ринку, здатна тією чи іншою мірою впливати на динаміку грошової пропозиції і в інших країнах, зокрема й в Україні:

$$H_1: VA_t \rightarrow UA_t,$$

де VA_t – агрегований показник ринку VA;

UA_t – показник пропозиції грошей.

Нульова гіпотеза (H_0), яку також потрібно розглянути, на протипагу основній гіпотезі, припускає, що VA не мають статистично значущого впливу на пропозицію грошей в Україні, а коливання монетарних агрегатів пояснюються виключно традиційними чинниками грошово-кредитної політики.

$$H_0: VA_t \nrightarrow UA_t$$

Дані та операційне визначення змінних. Надалі під VA_t ми розуміємо вектор індикаторів ринку VA, що включає агреговані часові ряди курсової динаміки, ринкової капіталізації та обсягів транзакцій для трьох сегментів: біткоїн, сукупний ринок криптовалют та стейблкоїнів.

Під UA_t розуміємо вектор індикаторів монетарного середовища України. Через обмеження офіційної статистики та різну частоту даних операційне відображення монетарних агрегатів охоплює три групи змінних:

- монетарний агрегат M2 (щомісячні дані);
- валютний курс гривні до долара США (щоденно, надалі агрегується до тижневої / місячної частоти);
- обсяги валютних операцій банків України – обсяг купівлі валюти та загальний обсяг валютного обміну (щоденні ряди, далі агрегуються до тижневих / місячних).

Таким чином, курс та FX-обсяги трактуються як операційні індикатори валютного каналу та каналу ліквідності MTM, через які можливий вплив ринку VA на грошову масу. Монетарний агрегат M2 включається до моделей з місячною частотою, тоді як у тижневих моделях оцінюються лише FX-індикатори, що відображають короткострокову динаміку грошового ринку.

Ефективність застосування економетричних моделей для оцінки впливу VA на грошову масу значною мірою залежить від коректності вибору змінних та обґрунтованості критеріїв їх включення до моделі. З огляду на специфіку ринку VA та його швидку еволюцію, питання операційного визначення VA у контексті грошових агрегатів є надзвичайно складним.

Передусім необхідно визначити, які саме види VA доцільно розглядати як близькі за економічною природою до традиційних компонентів грошової маси. Найчастіше до таких активів належать стабільні монети (stablecoins), що прив'язані до фіатних валют, токенизовані депозити, а також найбільш ліквідні криптовалюти, що активно використовуються як платіжний засіб. З іншого боку, інвестиційні або спекулятивні токени, що не виконують функції обігу чи заощадження в широкому сенсі, мають лише опосередкований вплив, і їх дослідження в межах цієї роботи визнаються недоцільними. В емпіричній частині ці міркування відображаються через побудову агрегованих рядів для трьох сегментів VA: біткоїн, сукупний ринок криптовалют та стейблкоїнів (див. нижче формулу 1).

Тому обґрунтований вибір змінних та формування релевантної вибірки є необхідною передумовою надійності результатів економетричного аналізу, оскільки дозволяють мінімізувати ризики викривлення оцінок і водночас підвищують прогностичну спроможність побудованих моделей.

Ще однією ключовою методологічною задачею у дослідженні впливу VA на грошову масу є ідентифікація механізмів їх інтеграції у систему монетарної трансмісії. VA – це багатофункціональний інструмент, що може одночасно виконувати платіжну, інвестиційну та спекулятивну функції, а тому їхній вплив на агрегати грошової маси реалізується не напряму, а через модифікацію вже усталених каналів монетарної політики.

Спекулятивна активність з VA впливає на канал цін активів / багатства. Значні курсові коливання стимулюють короткострокові потоки капіталу між фіатними валютами та віртуальними активами, змінюючи попит на гроші та їхню ліквідність. Це ускладнює прогнозування поведінки агрегатів, оскільки залежить від глобальної фінансової кон'юнктури та настроїв інвесторів.

Використання VA у розрахунках (особливо стабільних монет) інтегрується у кредитний та валютний канали. Стейблкоїни фактично виконують функції «квазіготівки» у цифровому середовищі, дублюючи роль агрегатів M1 та M2. Їх поширення у сфері платежів створює конкуренцію традиційним банківським інструментам і впливає на швидкість обігу грошей.

Інвестиційне використання VA модифікує кредитний канал та канал банківського капіталу. Коли частина заощаджень переміщується з депозитів у криптовалюти чи токенизовані активи, це зменшує ресурсну базу банківського сектору, послаблює кредитну пропозицію та змінює структуру грошових агрегатів. У довгій перспективі інвестиційний механізм виявляється стабільнішим за спекулятивний, оскільки пов'язаний із довгостроковими рішеннями домогосподарств і бізнесу.

Як було показано в іншій роботі, багатогранність функцій VA та їхня здатність створювати автономні потоки ліквідності поза традиційною банківською системою обґрунтовують доцільність виокремлення каналу віртуальних фінансових сервісів як додаткової ланки MTM. Цей канал узагальнює як модифікацію класичних каналів, так і появу нових трансмісійних ефектів, що виникають виключно в цифровому середовищі, і потребує самостійного врахування під час формування та реалізації грошово-кредитної політики.

Кількісна оцінка цих ефектів потребує поєднання макроекономічної теорії, аналізу транзакційних даних блокчейнів і застосування багатофакторних економетричних моделей, що дозволяють виокремити механізми, що домінують, і визначити їхній внесок у динаміку агрегатів M0–M3.

ВА становлять відносно новий об'єкт дослідження, адже їхня історія нараховує лише півтора десятиліття. Перші криптовалюти, які стали найбільш поширеною формою ВА, з'явилися у 2009 р. (зокрема біткоїн 31.01.2009 отримав свій генезис-блок). Відтак аналіз їхнього впливу на пропозицію грошей в Україні мав би охоплювати період з 2009 до 2025 рр.

Але з 2009 до 2016 рр. капіталізація ВА зростала поступово, а її рівень залишався порівняно незначним для глобальної економіки. Лише у лютому 2017 р. загальна капіталізація ВА досягла близько 20 млрд дол. США [25].

Надалі ринок зазнав першого різкого зростання (рис. 1): вже 7 січня 2018 р. капіталізація сягнула 852 млрд дол. США, після чого протягом року скоротилася до приблизно 100 млрд дол. США (грудень 2018 р.). Цей епізод можна розглядати як перший масштабний ціновий «стрибок», що засвідчив потенційну здатність ВА впливати на світові фінансові ринки.

Спираючись на наведені вище факти, в цій роботі ми будемо використовувати 2016 р. як початкову точку нашого дослідження, бо саме з цього часу обсяг ринку почав набувати економічної значущості, а включення у модель попереднього періоду (2009–2015) є методологічно малоефективним [25].

Окремої уваги потребує період пандемії COVID-19. Глобальний локдаун 2020–2021 рр. суттєво позначився як на макроекономічних показниках, так і на динаміці ринку ВА. Так у лютому 2020 р. капіталізація ВА становила близько 302 млрд дол. США, проте вже 13 березня того ж року – через два дні після оголошення ВООЗ пандемії – вона знизилася майже вдвічі, до 135 млрд дол. США. Цей період характеризується надзвичайно високою волатильністю, що суттєво ускладнює побудову прогнозних моделей і оцінку довгострокових взаємозв'язків.

Як зазначають Мікеле Ленца та Джорджо Е.Прімічері в роботі [14], «послідовність різних макроекономічних коливань, що відбулися під час пандемії COVID-19, становить серйозний виклик для побудови макроеконометричних моделей загалом і особливо для VAR-моделей». Автори пропонують підхід, що ґрунтується на явному моделюванні стрибка у волатильності шоків у 2020 р., коли час структурного зламу є точно відомим. Їхні результати свідчать, що спрощений спосіб – вилучення екстремальних спостережень періоду пандемії – може бути прийнятним для оцінювання параметрів моделі, хоча такий підхід є непридатним для прогнозування, оскільки суттєво занижує рівень невизначеності.

Аналогічні виклики постали у 2022 р. після початку повномасштабної війни проти України. Військова агресія спричинила різкі структурні шоки для фінансової системи: падіння ВВП, скорочення експорту, девальваційний тиск на гривню та запровадження валютних обмежень. Для валютного ринку ключовим чинником стало рішення НБУ про фіксацію офіційного курсу гривні, спочатку на рівні 29,25 UAH/USD (лютий 2022), а з липня 2022 р. – 36,57 UAH/USD. Подібно до пандемії, війна створила період надзвичайно високої волатильності та невизначеності, коли економетричні моделі потребують адаптації до різних структурних зламів у динаміці змінних.

Домрачев В.М. та Третиник В.В. у своїй роботі [1] зазначають, що процес моделювання макроекономічних ризиків вимагає чіткого розмежування трьох рівнів аналізу. Перший передбачає оцінку звичайних коливань у стаціонарній фазі, що здебільшого реалізується за допомогою баєсівських методів. Другий рівень пов'язаний з моделюванням аномальних шоків, які виникають не внаслідок об'єктивних економічних закономірностей, а через свідомі чи несправедливі дії осіб, що ухвалюють рішення. Третій рівень включає використання методу Монте-Карло як інструменту прогнозування складних стохастичних процесів. Автори підкреслюють, що застосування VAR-моделей є ефективним для передбачення динаміки макроекономічних змінних у межах стаціонарних інтервалів, проте різкі відхилення в українській економіці часто спричинені політичними маніпуляціями, а не дією економічних законів. У цьому контексті обґрунтовується необхідність, по-перше, законодавчого обмеження можливостей для прийняття рішень, що викликають несправедливі коливання макроекономічних показників, а по-друге – систематичного проведення стрес-тестування, яке дозволяє передбачати та мінімізувати потенційні негативні наслідки.

На основі багаторічного досвіду застосування моделей VAR [3, с. 76; 16, с. 13], які дають змогу одночасно враховувати взаємозалежність між кількома часовими рядами та оцінювати напрямок і силу впливу змінних одна на одну, в цій роботі VAR-моделі обрано як базовий інструмент аналізу динамічних зв'язків між індикаторами ринку ВА та монетарними змінними.

Важливою властивістю VAR-моделей є можливість побудови функцій імпульсних відгуків (IRF – Impulse Response Functions) [3, с. 106; 16, с. 51], що дозволяють кількісно оцінити реакцію економічної системи на шоки окремих факторів, це необхідно для аналізу механізмів передачі впливу між ринком ВА і грошово-кредитним сектором.

Для отримання стійких результатів в цій роботі було прийнято рішення застосувати декілька оцінок різних моделей векторної авторегресії та оцінку причинності тестом Грейнджера. Підсумковий висновок про наявність впливу базується на узгодженості результатів: зв'язок вважається підтвердженим, якщо він статистично значущий за IRF(VAR) та тестом Грейнджера і не заперечується BVAR та TVP-VAR.

Для перевірки та підтвердження стійкості отриманих результатів також використано модель векторної авторегресії зі змінними в часі параметрами (TVP-VAR – Time-Varying Parameter Vector Autoregression). Вона дозволяє врахувати можливу змінність параметрів у часі та відстежити, як змінюється інтенсивність і напрямки впливу між змінними у різні періоди, зокрема під час структурних шоків, спричинених пандемією чи війною. Таким чином, використання TVP-VAR доповнює результати IRF(VAR), IRF(BVAR) та тестів причинності за Грейнджером [16, с. 41], забезпечуючи повніше та стабільніше відображення динаміки взаємозв'язків у досліджуваній системі.

Використання в комплексі VAR, BVAR, TVP-VAR та тесту причинності за Грейнджером дозволило забезпечити всебічну оцінку динамічних взаємозв'язків між змінними, кількісно визначити напрямки і силу впливу показників ринку VA на пропозицію грошей, а також перевірити стійкість отриманих результатів у різних часових періодах і за умов структурної нестабільності економічного середовища.

У процесі підготовки емпіричної бази було сформовано кілька груп даних, зібраних з відкритих джерел [4; 11; 22; 23; 25]. Зокрема:

1. Показники ринку VA:
 - глобально для всіх VA (щоденно):
 - обсяг ринкової капіталізації у доларах США;
 - обсяг транзакцій у доларах США;
 - для BTC (біткоїн), що займає позицію, що домінує у структурі VA (близько 70 % глобальної капіталізації):
 - ринкова капіталізація в доларах США;
 - обсяг транзакцій у доларах США;
 - курс біткоїна відносно долара США;
 - для стейблкоїнів було взято 20 стабільних монет з найбільшою капіталізацією на ринку. Їхню статистику було оброблено та отримано сумарні щоденні дані:
 - обсяг ринкової капіталізації у доларах США;
 - обсяг транзакцій у доларах США.
2. Показники економіки України:
 - обсяги купівлі та продажу іноземної валюти на внутрішньому ринку (у доларах США, щоденно);
 - офіційний курс гривні до долара США за даними НБУ (щоденно);
 - монетарні агрегати M0, M1, M2 у гривневому вираженні (щомісячно).

Формування вибірки потребує інтеграції даних із різних джерел: статистика НБУ, біржові котирування, обсяги ринкової капіталізації, транзакційна активність у мережах блокчейн, дані фінансових звітів бірж і платіжних провайдерів. При цьому ключовим є забезпечення репрезентативності вибірки та її відповідності часовим і територіальним межах дослідження.

З метою узгодження різної частоти даних та формування адекватних вхідних змінних було запропоновано використовувати такі індикатори економіки України:

- монетарний агрегат M2 у доларах США (отриманий шляхом перерахунку щомісячних гривневих даних за середньомісячним офіційним курсом НБУ);
- обсяг купівлі валюти на внутрішньому ринку;
- загальний обсяг валютного обміну (сума операцій купівлі та продажу валюти).

Під час попереднього аналізу виявлено наявність сезонного ефекту за днями тижня (day-of-the-week effect) в обсягах купівлі та продажу валюти, що ускладнювало коректне застосування VAR-моделей. Для усунення цього ефекту було прийнято рішення відмовитися від щоденних рядів на користь агрегованих – тижневих та місячних. Агрегація здійснювалася із застосуванням таких функцій: SUM (сума значень за період), MEAN (середнє арифметичне) та MAX (максимальне значення).

Введемо форму для позначення числових рядів таким чином:

$$Z_{a,F}^{(s)} \text{ або } Z_{a,F}^{(s,X)}, \quad (1)$$

де $Z \in \{P, \text{Cap}, V, U, M2\}$ – показник ринку;

$a \in \{\text{mean}, \text{max}, \text{sum}\}$ – правило агрегації;

$F \in \{M, W\}$ – частота щомісячна, щотижнева;

$s \in \{\text{BTC}, \text{crypto}, \text{stable}\}$ – сегмент ринку VA відповідно Біткоїн, всі VA, стейблкоїни;

X – не обов'язкова ознака, наприклад buy, FX (купівля валют, купівля і продаж валют).

Відповідно, як ключові метрики були сформовані агреговані часові ряди за такими категоріями та позначені за формою (1).

1. Для біткоїна:

- максимальний і середній курс у місячному (M) та тижневому (W) розрізах $P_{\max,M}^{BTC}$, $P_{\text{mean},M}^{BTC}$, $P_{\max,W}^{BTC}$, $P_{\text{mean},W}^{BTC}$;
 - капіталізацію розраховано у місячному (M) та тижневому (W) вимірі за середнім і максимальним значенням $C_{\text{mean},M}^{BTC}$, $C_{\text{mean},W}^{BTC}$, $C_{\max,M}^{BTC}$, $C_{\max,W}^{BTC}$;
 - обсяги транзакцій – як сума та середнє за місяць і тиждень $V_{\text{sum},M}^{BTC}$, $V_{\text{mean},M}^{BTC}$, $V_{\text{sum},W}^{BTC}$, $V_{\text{mean},W}^{BTC}$.
2. Сукупний ринок віртуальних активів та стейблкоїни:
- місячна та тижнева капіталізація (середнє і максимальне значення) – $C_{\text{mean},M}^{\text{crypto}}$, $C_{\text{mean},W}^{\text{crypto}}$, $C_{\max,M}^{\text{crypto}}$, $C_{\max,W}^{\text{crypto}}$, $C_{\text{mean},M}^{\text{stable}}$, $C_{\text{mean},W}^{\text{stable}}$, $C_{\max,M}^{\text{stable}}$, $C_{\max,W}^{\text{stable}}$;
 - середні та сумарні значення обсягів транзакцій у місячному та тижневому вимірі – $V_{\text{sum},M}^{\text{crypto}}$, $V_{\text{mean},M}^{\text{crypto}}$, $V_{\text{sum},W}^{\text{crypto}}$, $V_{\text{mean},W}^{\text{crypto}}$, $V_{\text{sum},M}^{\text{stable}}$, $V_{\text{mean},M}^{\text{stable}}$, $V_{\text{sum},W}^{\text{stable}}$, $V_{\text{mean},W}^{\text{stable}}$.
3. Валютний ринок України:
- агрегований курс долара (НБУ) $U_{\text{mean},W}^{USD}$, $U_{\max,W}^{USD}$, $U_{\text{mean},M}^{USD}$, $U_{\max,M}^{USD}$;
 - агреговані обсяги купівлі / продажу валюти в місячному і тижневому вимірі (середні та сумарні значення, а також окремо суми купівлі валюти): $U_{\text{mean},W}^{FX}$, $U_{\text{sum},W}^{FX}$, $U_{\text{mean},M}^{FX}$, $U_{\text{sum},M}^{FX}$, $U_{\text{sum},W}^{\text{buy}}$, $U_{\text{sum},M}^{\text{buy}}$;
 - монетарний агрегат представлено щомісячними даними $M2_M^{USD}$ України, перерахованими у доларах США за середньомісячним офіційним курсом НБУ.

На основі такої структури сформовано узгоджену систему часових рядів, що охоплює ключові показники ринку ВА (P, C, V) та монетарного сектору України ($U, M2$). У теоретичному формулюванні гіпотези H_1 ці групи індикаторів розглядаються як агреговані вектори VA_t та UA_t .

Емпірична перевірка цієї гіпотези здійснюється на рівні попарних часових рядів (Y_{1t}, Y_{2t}), де компоненти вектора VA_t відповідають змінним $Y_{1t} \in \{P, C, V\}$, а компоненти вектора UA_t – змінним $Y_{2t} \in \{U, M2\}$.

Така конструкція дозволяє тестувати гіпотезу H_1 через аналіз причинно-наслідкових зв'язків між окремими показниками, використовуючи моделі VAR, BVAR, TVP-VAR та тестами причинності за Грейнджером у тижневому та місячному розрізах.

У межах цієї схеми досліджуються пари часових рядів (Y_{1t}, Y_{2t}), причому

$$y_t = \begin{bmatrix} y_{1t} \\ y_{2t} \end{bmatrix}, \quad y_{ht} = \Delta \ln Y_{ht}, \quad h \in \{1, 2\}.$$

План виконання досліджень наведено у таблиці 1, де рядки відповідають змінним ринку ВА, а стовпчики – показникам фінансової системи України.

Для врахування структурних змін у макроекономічному середовищі слід розглянути такі періоди:

2009–2015 рр. – етап формування ринку ВА: низька капіталізація, відсутність макроекономічної релевантності (період не включено до основної вибірки через брак даних);

2016–2019 рр. – перше суттєве зростання капіталізації (2017–2018 рр.), поява макрофінансової значущості ВА.

2020–2021 рр. – період пандемії COVID-19: різкі волатильні злами, виклик для стандартних VAR-моделей через нестабільність параметрів.

2022–2025 рр. – повномасштабна війна: глибокі структурні шоки, валютні обмеження, зміна монетарного режиму НБУ (фіксація, корекція, керована гнучкість), активізація ВА як альтернативного фінансового інструменту. З огляду на наявність структурних зрушень у глобальній та національній економіках, у вибірці виділено чотири основні підперіоди:

$\mathcal{T}_0$ = [2016-01-01, 2025-05-01] (загальний період),

$\mathcal{T}_1$ = [2016-01-01, 2019-12-31] (період до COVID-19),

$\mathcal{T}_2$ = [2020-01-01, 2021-12-31] (пандемічний період),

$\mathcal{T}_3$ = [2022-01-01, 2025-05-01] (воєнний період).

Для аналізу цих періодів використовуються дослідницькі вікна $\mathcal{W}$:

$\mathcal{W}_1$ = [2016-01-01, 2019-03-25], $\mathcal{W}_2$ = [2016-01-01, 2019-09-25],

$\mathcal{W}_3$ = [2016-01-01, 2025-05-01], $\mathcal{W}_4$ = [2016-01-01, 2020-03-06],

$\mathcal{W}_5$ = [2022-08-01, 2025-05-01], $\mathcal{W}_6$ = [2020-03-06, 2022-02-20],

$\mathcal{W}_7$ = [2022-06-01, 2025-05-01].

Вікна обиралися таким чином, щоб містити в собі відомі шоки ринку ВА, глобальної економіки та економіки України.

Таблиця 1

План проведення аналізу впливу часових рядів

Змінна				Курс грн до долара США				Обсяг торгів валютами в доларах США				Обсяг купівлі валют у доларах США		M2 України
Періодичність і метод агрегації				W		M		W		M		W	M	M
				mean	max	mean	max	mean	sum	mean	sum	sum	sum	
Сукупний ринок криптовалют	капіталізація	W	mean	*	*			*	*			*		
			max	*	*			*	*			*		
		M	mean			*	*			*	*		*	*
			max			*	*			*	*		*	*
	обсяг торгів	W	mean	*	*			*	*			*		
			sum	*	*			*	*			*		
		M	mean			*	*			*	*		*	*
			sum			*	*			*	*		*	*
Біткоїни	курс	W	mean	*	*			*	*			*		
			max	*	*			*	*			*		
		M	mean			*	*			*	*		*	*
			max			*	*			*	*		*	*
	обсяг торгів	W	mean	*	*			*	*			*		
			sum	*	*			*	*			*		
		M	mean			*	*			*	*		*	*
			sum			*	*			*	*		*	*
	капіталізація	W	mean	*	*			*	*			*		
			max	*	*			*	*			*		
		M	mean			*	*			*	*		*	*
			max			*	*			*	*		*	*
Стейблкоїни	обсяг торгів	W	mean	*	*			*	*			*		
			sum	*	*			*	*			*		
		M	mean			*	*			*	*		*	*
			sum			*	*			*	*		*	*
	капіталізація	W	mean	*	*			*	*			*		
			max	*	*			*	*			*		
		M	mean			*	*			*	*		*	*
			max			*	*			*	*		*	*

Джерело: розроблено автором

Примітка: періодичність рядів (M) – щомісячні, (W) – щотижневі

Попередня обробка та стаціонарність. Для перевірки коінтеграції числових рядів були використані лог-рівні $\ln Z_t$.

Для забезпечення стаціонарності дані було перетворено шляхом обчислення різниць логарифмів.

$$z_t = \Delta \ln Z_t = \ln Z_t - \ln Z_{t-1}.$$

З цього випливає, що усі подальші моделі оцінюються у логарифмічних приростах z_t , що дозволяє інтерпретувати реакції як приблизні відсоткові зміни.

Оцінювання VAR моделі та корекція волатильності. Як базову модель для експериментів було взято класичну модель VAR(p) з $k = 2$ ендегенними змінними виду:

$$y_t = v + \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + u_t, \quad u_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_t),$$

$$t = p + 1, p + 2, \dots, T.$$

де $v \in \mathbb{R}^2$ – вектор констант;

$y_t = (y_{1,t}, y_{2,t})^T \in \mathbb{R}^2$ – вектор ендегенних змінних;

$A_i \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ – матриця коефіцієнтів для лагу i ;

$u_t \in \mathbb{R}^2$ – вектор незалежних у часі похибок;

p – максимальний лаг;

T – довжина вибірки.

Для згладжування спотворень, зумовлених аномаліями на початку пандемії та повномасштабного вторгнення рф, використано методику видалення екстремальних спостережень з пандемічного періоду, яка була запропонована Мікеле Ленца та Джорджо Е.Прімічері [14]. Модифікована модель має вигляд:

$$y_t = v + \sum_{i=1}^p A_i y_{t-i} + s_t u_t, \quad u_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_t), \quad (2)$$

де $s_t > 0$ – відомий скаляр, який масштабує коваріацію високої волатильності, у схемі Ленца – Прімічері [14]:

$$s_t = \begin{cases} 1, & t < t^* \\ s_0, & t = t^* \\ s_1, & t = t^* + 1 \\ s_2, & t = t^* + 2 \\ 1 + (s_2 - 1)\rho^{j-2}, & t = t^* + j, j \geq 3 \end{cases},$$

де t^* – момент початку кризи;

$\{s_0, s_1, s_2, \rho\}$ – гіперпараметри моделі, які задають коефіцієнти масштабування для перших трьох періодів волатильності після початку кризи,

$\rho \in [0, 1)$ – коефіцієнт експоненційного затухання.

Оскільки методика Ленца – Прімічері спочатку розроблена для щомісячних рядів, а у цьому дослідженні використано як щомісячні, так і щотижневі дані, тому цю методику було модифіковано таким чином, щоб періоди волатильності були прив'язані до календарних фаз (місяць або тиждень), а не до фіксованої кількості спостережень таким чином:

$$s_t = \begin{cases} 1, & t < t^* \\ s_0, & t \in [t^*, t^* + L) \\ s_1, & t \in [t^* + L, t^* + 2L) \\ s_2, & t \in [t^* + 2L, t^* + 3L) \\ 1 + (s_2 - 1)\rho^{j-2}, & t \in [t^* + jL, t^* + (j+1)L) j \geq 3 \end{cases},$$

де $L = 30$ (або календарний місяць);

Δt – крок 30 або 7 днів;

$j = \left\lfloor \frac{t-t^*}{L} \right\rfloor$ – номер періоду після початку кризи;

$\rho(\Delta t) = \rho_{ref}^{\Delta t/L}$ – коефіцієнт експоненційного розпаду;

ρ – місячний параметр підбирається автоматично.

Таблиця 2

Конфігурація набору s_t

t^*	s_0	s_1	s_2	ρ
2020-03-01	3	2	1,4	0,8
2022-02-24	20	10	10	0,8
2022-05-24	10	5	5	0,8
2022-07-21	5	3	2	0,8

Джерело: розроблено автором

У цьому дослідженні пропонується використовувати такі моменти криз $t_{covid}^* = 2020-03-06$, $t_{war}^* = 2022-02-24$. Причому, якщо криза COVID-19 повністю відповідала моделі Ленца – Прімічері, то для кризи війни цю модель треба застосовувати інакше, оскільки під час цієї кризи затухання шоків відбувалося повільніше, а також відбуваються інші локальні шоки, пов'язані з війною. Наприклад, шок корекції курсу гривні 21 липня 2022 р. Тому методом підбору було запропоновано набір s_t для нашої моделі, показаний у таблиці 2.

Оптимальний лаг p^* цієї моделі знаходиться шляхом мінімізації інформаційного критерію Акаїке (AIC – англ. Akaike Information Criterion) [5; 16, с. 147] серед стаціонарних моделей. Модель вважається стаціонарною, якщо всі корені характеристичного полінома лежать за межами одиничного кола у просторі змінної z (як показано в [16, с. 238])

$$\det \left(I_K - \sum_{i=1}^p A_i z^i \right) \neq 0, \quad |z| \leq 1 \quad \forall i,$$

знаходиться оптимальний лаг p^* .

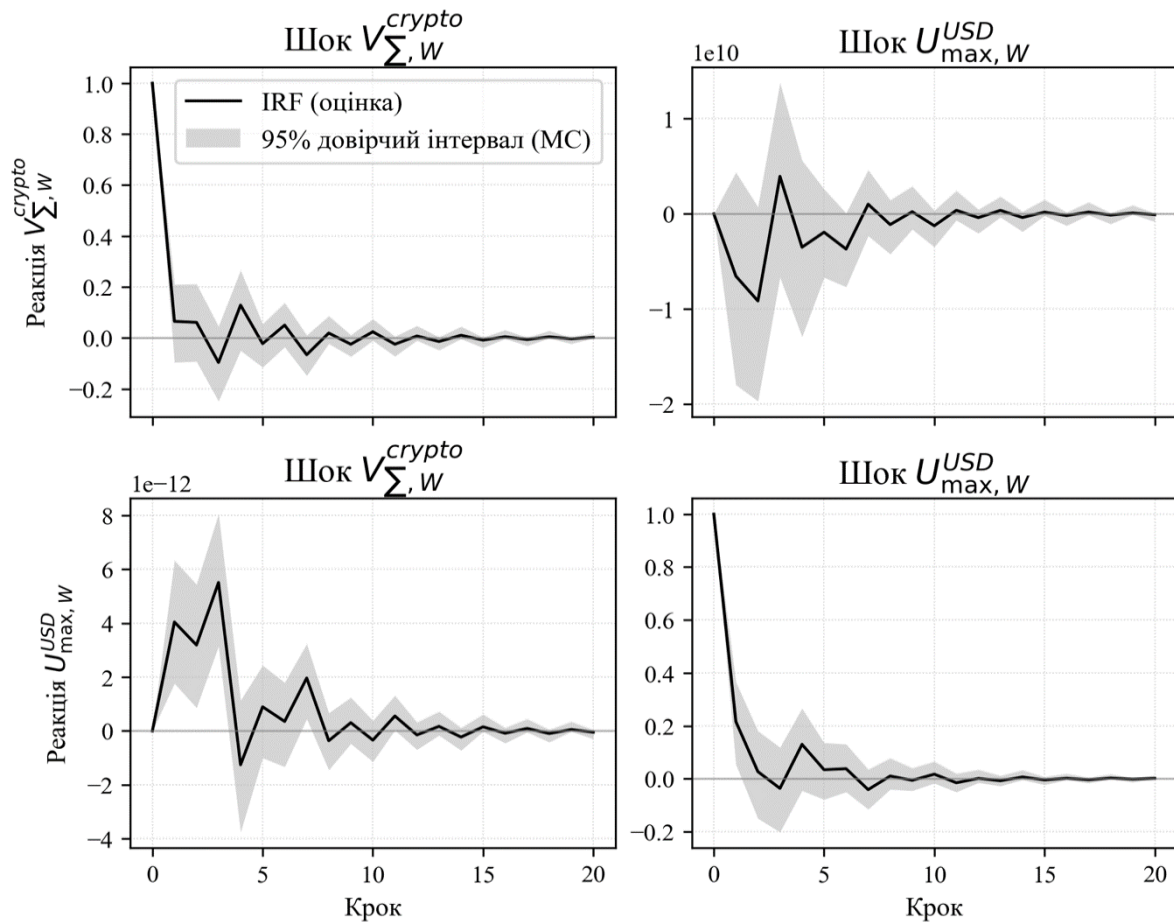


Рис. 2. IRF(VAR) рядів $V_{sum,W}^{crypto}$ та $U_{max,W}^{USD}$ для вікна $\mathcal{W}_1$

Першим етапом дослідження стала оцінка IRF. На обраній стабільній моделі за лагом p^* обчислюється IRF на горизонті $H = \min(20, 5p^*)$ з ідентифікацією методом розкладу за Cholesky [8, с. 96; 16, с. 658] з довірчим інтервалом 95 % на 1000 повторень методом Монте-Карло [17]. IRF візуалізувалися на графіках медіанною траєкторією та 95 % довірчим інтервалом. Наявність впливу виявляємо за методикою, описаною Гельмутом Люткеполем [16, с. 119]. Аналізуємо форму графіка і вважаємо наявною реакцію на шок для досліджуваного вікна, якщо довірчий інтервал (англ. credible interval) функції на якомусь із лагів не містить 0. На рисунку 2 зображено графіки IRF, побудовані для рядів $V_{sum,W}^{crypto}$ та $U_{max,W}^{USD}$ для вікна $\mathcal{W}_1$. Серед чотирьох імпульсних реакцій лише шоку реакція $U_{max,W}^{USD}$ на шок $V_{sum,W}^{crypto}$ демонструє статистичну значущість на коротких горизонтах: її 95 % довірчий інтервал не охоплює нуль. Для решти реакцій довірчі інтервали перетинають нуль на всіх горизонтах, що свідчить про відсутність статистично значущих ефектів.

Другий етап оцінювання моделі – тест причинності за Грейнджером для кожного $p \in \{1, 2, \dots, m\}$, $m = 20$, де m – максимальна кількість досліджуваних лагів. Тест причинності за Грейнджером перевіряє, чи покращує включення лагів однієї змінної (y_{1t}) прогнозування іншої (y_{2t}), і навпаки.

Гіпотези, що перевіряються, мають вигляд:

$$H_0 : a_{21,i} = 0 \text{ для } i \in 1, 2, \dots, p \text{ або } (y_{1,t} \nrightarrow y_{2,t})$$

та

$$H_1 : \exists i \in \{1, 2, \dots, p\}, \quad a_{21,i} \neq 0 \text{ або } (y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}).$$

Для y_{2t} модель матиме вигляд:

$$y_{2t} = v_2 + \sum_{i=1}^p a_{21,i} y_{1,t-i} + \sum_{i=1}^p a_{22,i} y_{2,t-i} + u_{2t}.$$

Для $a_{21,i} = 0$ маємо редуковану модель:

$$y_{2t} = v_2 + \sum_{i=1}^p a_{22,i} y_{2,t-i} + u_{2t}^{\text{red}}.$$

Для цієї моделі проводимо тест Фішера (F-тест), як це описано в роботі [21]:

$$F = \frac{(RSS_{\text{red}} - RSS_{\text{full}})/p}{RSS_{\text{full}}/(T - p - k_{\text{trend}})},$$

де $RSS_{\text{red}} = \sum_t (u_{2t}^{\text{red}})^2$, $RSS_{\text{full}} = \sum_t u_{2t}^2$, $T - p$ – ефективна кількість спостережень, k_{trend} – кількість параметрів для тренду (для дослідження було прийнято $k_{\text{trend}} = 1$), p – значення ($p_{1,2}$) обчислюється з F – розподілу з p та $T - p - k_{\text{trend}}$ ступенями свободи. Якщо $p_{12} < 0,05$, відкидаємо H_0 , і це свідчить про те, що у сенсі Грейнджер причинності $y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}$.

Аналогічно тестується причинність $y_{2,t} \rightarrow y_{1,t}$.

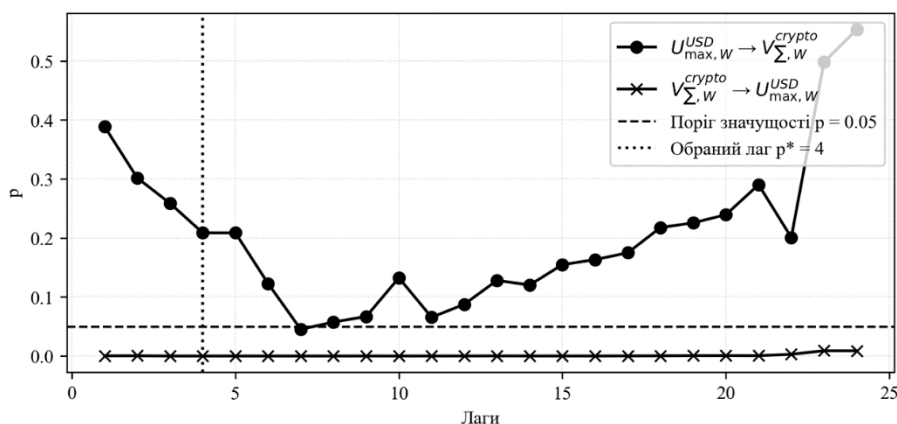


Рис. 3. Графік p по лагах для рядів $V_{\text{sum},W}^{\text{crypto}}$ та $U_{\text{max},W}^{\text{USD}}$ для вікна W_1

За результатами тесту будується графік p по лагах для обох тестів $y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}$ та $y_{2,t} \rightarrow y_{1,t}$ (відмічаємо оптимальний лаг p^* вертикальною лінією).

Позитивним результатом цього тесту для мети дослідження вважається тест, в якому $y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}$ на лагах, що відповідають лагам позитивного результату попереднього IRF. А $y_{2,t} \rightarrow y_{1,t}$ на всіх лагах. На рисунку 3 зображено результат тесту причинності за Грейнджером, на якому показано, що $V_{\text{sum},W}^{\text{crypto}} \rightarrow U_{\text{max},W}^{\text{USD}}$ на всіх лагах. (Усі p -значення лежать нижче порогу 0,05, і це справедливо на всіх лагових довжинах). Це повністю узгоджується з результатами IRF: саме у цьому напрямку довірчий інтервал не охоплював нуль.

Оцінювання BVAR моделі. BVAR-моделі розвивають ідеї класичного VAR, дозволяючи долати проблему переобтяженості параметрів у випадках обмежених вибірок, що часто актуально для аналізу відносно нового ринку криптовалют. Поєднання правдоподібності даних та апіорної інформації про структуру коефіцієнтів моделі забезпечує стягування (shrinkage) параметрів та покращені кількісні прогнози. В результаті це дає можливість отримати більш стабільну оцінку функцій імпульсного відгуку. Тому наступним кроком дослідження було оцінювання моделі за допомогою методики BVAR, описаної Т.Доаном, Р.Б. Літтерманом, К.А. Сімсом.

У цьому дослідженні використано стандартну напівкон'югатну баєсівську специфікацію VAR, у якій параметри моделі поділяються на два окремих блоки. Перший блок – це вектор коефіцієнтів

$$\theta_B = \{\text{vec}(A_1), \dots, \text{vec}(A_p), \Gamma\},$$

що включає всі коефіцієнти лагів, константу, трендову компоненту, а також, за наявності коінтеграції, терм корекції помилки (ECT). Другий блок становить коваріаційна матриця залишків Σ . Для кожного з цих блоків ми використовуємо власний тип апіорів: коефіцієнти мають матрично-нормальний (Matrix-Normal, MN) апіор

$$B \mid \Sigma \sim \mathcal{MN}(B_0, V_0, \Sigma),$$

а матриця Σ незалежний Inverse-Wishart (IW) апіор (описаний Ендрю Гельманом з колегами в [10, с. 72])

$$\Sigma \sim \mathcal{IW}(S_0, v_0),$$

специфікація апіорного розподілу для коефіцієнтів B ґрунтується на пріорі Міннесоти – стандартному інструменті стабілізації VAR у малих вибірках.

У класичній [15] постановці цей пріор формалізує припущення, що поточне значення змінної найбільше залежить від власного першого лага, а вплив перехресних та віддалених лагів є меншим.

$$\text{Var}(a_{ij}^{(L)}) = \begin{cases} \frac{\lambda_1^2}{L^d}, i = j, L \geq 1 \\ \frac{\lambda_2^2 \sigma_i^2}{L^d \sigma_j^2}, i \neq j, L \geq 1 \end{cases}$$

де λ_1 і λ_2 – параметри стягування для власних та перехресних лагів;

d – параметр згасання лагового впливу, a ;

σ_j^2 – апіорна дисперсія залишків змінної y_j .

Апіорні середні в класичному пріорі Міннесоти задаються як:

$$\mathbb{E}[a_{jj}^{(1)}] = 1, \quad \mathbb{E}[a_{ij}^{(L)}] = 0 \text{ для всіх } (i, j, L) \neq (j, j, 1),$$

що відповідає апіорному припущенню про процес випадкового блукання (RW(1)).

У цій роботі використовується спрощена та симетрична модифікація пріора Міннесоти, замість окремих параметрів для власних і перехресних лагів використовується єдиний глобальний параметр стягування τ_{main} , а апіорні дисперсії коефіцієнтів лагів задаються єдиною формулою:

$$\text{Var}(a_{ij}^{(L)}) = \frac{1}{\tau_{\text{main}}^2} \cdot \frac{1}{L^d} \cdot \frac{1}{\sigma_j^2}, \quad L = 1, \dots, p.$$

На відміну від класичного пріора Міннесота, ми не масштабуємо варіанти перехресних лагів на $\frac{\sigma_i^2}{\sigma_j^2}$, а використовуємо лише σ_j^2 . Таке спрощення забезпечує симетричне стягування коефіцієнтів та спрощує автоматичний підбір гіперпараметрів, але може дещо знизити чутливість моделі до масштабу змінних. Надалі адекватність цієї модифікації перевіряється за стабільністю IRF та лог-прогностичною правдоподібністю.

Для коефіцієнтів корекції помилки (ECT) та екзогенних / детермінованих змінних використано однорідний ridge-пріор:

$$\text{Var}(\beta_{\text{ECT}}) = \frac{1}{\tau_{\text{ECT}}^2}, \quad \text{Var}(\gamma_{\text{exog}}) = \frac{1}{\tau_{\text{exog}}^2},$$

що забезпечує їх стягування до нуля окремо від лагових коефіцієнтів.

На відміну від класичної практики, де параметри пріора задаються вручну, у цьому дослідженні реалізовано автоматичний підбір гіперпараметрів пріора Міннесоти. Що пов'язано з необхідністю автоматизувати процес аналізу великої кількості комбінацій числових рядів. Програма перебирає сітку значень:

$$p \in \{1, 2, 3\},$$

$$\tau_{\text{main}} \in \{0.8, 1.5, 2.5, 4.0\},$$

$$\tau_{\text{ECT}} \in \{0.2, 0.5, 1.0\},$$

$$\text{tol} \in \{0.999, 0.9995, 1.001\}.$$

Параметр tol задає поріг наближеності характеристичних коренів до одиничного кола. Модель приймається, якщо модуль кожного кореня $|r| > \text{tol}$, що дозволяє контролювати припустиму міру квазі-нестационарності та відсікає МСМС-ітерації з коренями, надто близькими до одиниці.

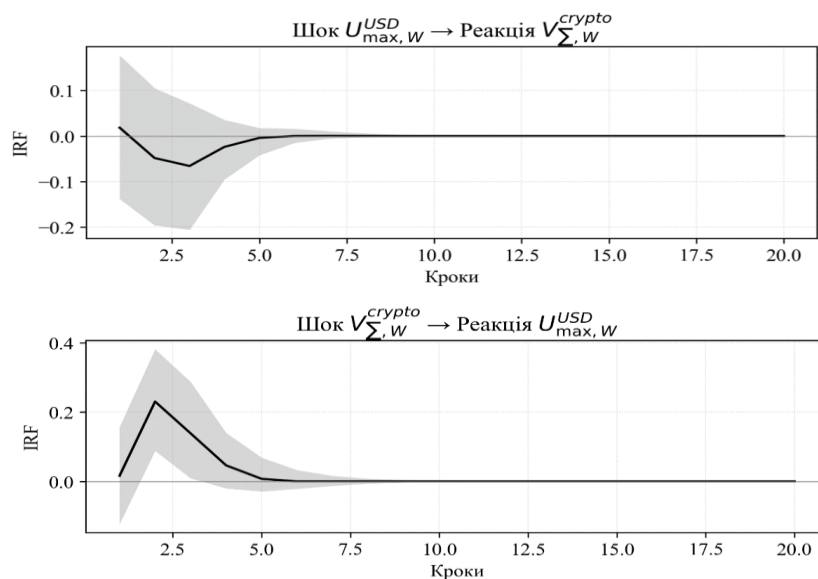


Рис. 4. IRF (BVAR) рядів $V_{\text{sum},W}^{\text{crypto}}$ та $U_{\text{max},W}^{\text{USD}}$ для вікна $\mathcal{W}_1$

Для кожної комбінації оцінюється BVAR-модель методом MCMC (Монте-Карло марковських ланцюгів) з подальшою перевіркою стабільності VAR (усі корені характеристичного полінома поза одиничним колом), кількості прийнятих симуляцій, максимізації логарифма прогностичної правдоподібності (log predictive likelihood). (MCMC: для кожної конфігурації виконується N MCMC-ітерацій із попереднім burn-in у $N_{burn} = 1000$ кроків, що забезпечує достатню збіжність і стабільність оцінок). Найкраща модель обирається автоматично. Структура пріора Міннесоти при цьому залишається сталою, але сила стискання адаптується під вибірку та часовий період.

IRF у баєсівській моделі відображають розподіл можливих реакцій змінних системи на одиничний шок, а не лише одну «точкову» оцінку, як у класичній VAR.

Відповідно на графіку BVAR(IRF) подається не одна лінія, а апостеріорний інтервал правдоподібності (англ. posterior credible interval) – у нашому випадку 95 %, який показує діапазон, у якому з певною ймовірністю знаходиться реакція на шок. На рисунку 4 показано графіки IRF для шоку $V_{sum,W}^{crypto}$ і реакції на нього $U_{max,W}^{USD}$ для вікна $\mathcal{W}_1$ з GIRF. Вісь абсцис показує часовий горизонт $h = 1, 2, \dots, H$ (у нашому випадку $H = 20$), а вісь ординат – значення реакції відповідної змінної, медіана (середня реакція) представлена на графіку суцільною чорною лінією, сіра зона являє собою довірчі інтервали.

Позначимо нижню та верхню межі 95 % апостеріорного інтервалу правдоподібності для імпульсної реакції на горизонті h як $IRF_{lo}(h)$ та $IRF_{hi}(h)$.

На першій панелі рисунка (шок $U_{max,W}^{USD} \rightarrow V_{sum,W}^{crypto}$) 95 % апостеріорний інтервал повністю охоплює нуль на всіх горизонтах h , що свідчить про відсутність статистично підтвердженого впливу валютного шоку на криптовалютний агрегат у межах вікна $\mathcal{W}_1$.

Медіанна траєкторія демонструє короточасний слабкий негативний відгук, який, однак, не є значущим за критерієм

$$0 \notin [IRF_{lo}(h), IRF_{hi}(h)].$$

На другій панелі (шок $V_{sum,W}^{crypto} \rightarrow U_{max,W}^{USD}$) спостерігається короткотерміновий позитивний імпульс з піком на горизонтах $h = 2, h = 3$, після чого ефект швидко згасає. Довірчий інтервал частково перетинає нуль, однак значна частина траєкторії знаходиться вище нульового рівня, що дозволяє трактувати цей вплив як слабкий або частковий. Такий результат узгоджується з висновками VAR-IRF та тесту причинності за Грейнджером, де також було виявлено наявність причинного впливу у напрямку $V_{sum,W}^{crypto} \rightarrow U_{max,W}^{USD}$, але не навпаки.

На відміну від класичного VAR, де ми покладаємось на F-тести або точкові оцінки, у BVAR критерієм є ймовірнісна значущість. Тому інтерпретація результатів цього графіка полягає в такому: якщо довірчий інтервал не охоплює нуль, вважаємо, що вплив значущий.

$$h \in \{1, \dots, H\}; 0 \notin [IRF_{lo}(h), IRF_{hi}(h)].$$

Якщо інтервал торкається нуля або незначно заходить на нього, але більша частина траєкторії поза ним, то можна говорити про частковий або незначний вплив. У випадку, коли інтервал повністю охоплює нуль, можна вважати, що вплив статистично не підтверджено.

Інтервал $[IRF_{lo}(h), IRF_{hi}(h)]$ відповідає 95 % апостеріорному інтервалу правдоподібності.

Додатково, для порівняння напрямків впливу $y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}$ та $y_{2,t} \rightarrow y_{1,t}$ на лагах, які відповідають результатам попередніх тестів, використовується критерій «коефіцієнт переваги» – q . Якщо на цих лагах виконується умова

$$IRF(y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}) \geq IRF(y_{2,t} \rightarrow y_{1,t})q,$$

то вплив $y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}$ вважається таким, що домінує. У подальшому аналізі ми приймаємо $q = 2$, як прагматичний поріг «виразного домінування» одного напрямку впливу над іншим. Таким чином, вважаємо результат позитивним, якщо значення $IRF(y_{1,t} \rightarrow y_{2,t})$ щонайменше вдвічі перевищує $IRF(y_{2,t} \rightarrow y_{1,t})$ на тих самих лагах, де також отримано позитивні результати за IRF-VAR та тестом причинності за Грейнджером. Це значення не претендує на універсальність і може бути змінене у подальших дослідженнях залежно від специфіки задачі.

З метою перевірки стійкості висновків для кожного вікна та кожної пари змінних розраховується кілька наборів імпульсних відгуків з різними стратегіями ідентифікації:

1. Узагальнені відгуки (Generalized IRF – GIRF) [12] – не потребують ортогоналізації, інваріантні до порядку змінних;
2. Ортогоналізовані відгуки за розкладом Cholesky у базовому порядку змінних;
3. Ортогоналізовані відгуки за Cholesky з оберненим порядком змінних.

Висновок про наявність та напрямок причинно-наслідкового зв'язку вважається стійким лише тоді, коли щонайменше дві з трьох використаних схем ідентифікації дають якісно однаковий та статистично значущий результат. Такий мультиідентифікаційний підхід суттєво знижує ризик хибних висновків, зумовлених довільним вибором схеми ортогоналізації.

Оцінювання динамічної зв'язності (TVP-VAR). Наступним етапом аналізу, доповнюючи результати стаціонарних VAR та BVAR-моделей, застосовується підхід із часозмінними параметрами VAR (TVP-VAR), описаний в роботах Д.Е. Прімічері [19] та Гері Купа та Дімітріса Коробіліса [13]. TVP-VAR дозволяє дослідити, як сила взаємозв'язків між двома числовими рядами змінюється в часі. На відміну від класичної VAR(p), де матриці коефіцієнтів A_i і коваріаційна матриця залишків Σ вважаються сталими на всьому інтервалі вибірки, у TVP-VAR допускається, що ці параметри еволюціонують у часі під впливом структурних змін, режимних зламів та кризових епізодів. Це дає змогу перейти від «усередненого» бачення монетарного трансмісійного механізму до динамічної картини його функціонування у різні періоди.

У реалізації, використаній у цьому дослідженні, розглядається двовимірний TVP-VAR(1)-модель для вектора

$$Y_t = (Y_{1,t} \ Y_{2,t}),$$

яка у найпростішому вигляді може бути записана як

$$Y_t = B_t Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \Sigma_t),$$

де B_t – матриця коефіцієнтів, що змінюється у часі, а Σ_t – часозмінна коваріаційна матриця шоків. На відміну від BVAR, де параметри вважаються сталими (але оцінюються з баєсівським стягуванням), у TVP-VAR динаміка B_t та Σ_t є частиною об'єкта дослідження.

Оцінювання часової траєкторії параметрів (B_t, Σ_t) здійснюється за допомогою рекурсивного алгоритму, близького до рекурсивних найменших квадратів із коефіцієнтом забуття (recursive least squares with forgetting factor). На кожному кроці t модель оновлює оцінку матриці коефіцієнтів B_t на основі попереднього значення B_{t-1} , нових спостережень (Y_t, Y_{t-1}) та параметра $\lambda_{\text{state}} \in (0,1)$, який задає швидкість адаптації: чим ближче λ_{state} до 1, тим повільніша еволюція параметрів. Аналогічно, матриця Σ_t оновлюється за експоненційною ковзною середньою залишків із параметром λ_{var} .

Для інтерпретації результатів TVP-VAR у роботі використовується підхід динамічної зв'язності (англ. connectedness) на основі узагальненої декомпозиції дисперсії похибок прогнозу, які були описані Г.Купом, Х.Г. Песараном, С.М. Поттером [12] та Х.Г. Песараном, Й.Шином [20], (англ. Generalized Forecast Error Variance Decomposition, GFEVD). На кожному кроці часу t оцінені параметри (B_t, Σ_t) дозволяють побудувати ковзне середнє – представлення VAR (англ. moving average representation MA-representation) [16, с. 18]:

$$Y_{t+h} = \sum_{j=0}^h A_{t,j} \varepsilon_{t+h-j},$$

де коефіцієнти $A_{t,j}$ обчислюються рекурсивно. На основі векторної ковзної середньої – та Σ_t розраховується GFEVD, тобто частка дисперсії прогнозової помилки кожної змінної, яка пояснюється шоками в іншій змінній системи на горизонті H :

$gSOT_t(i, j)$ – частка дисперсії y_i , що пояснюється шоками у y_j , інтерпретується як узагальнена частка дисперсії прогнозової помилки змінної y_i , яку пояснюють шоки у y_j (GFEVD у сенсі [20]).

Отримана на кожному кроці часу матриця $gSOT_t$ розмірності 2×2 інтерпретується як матриця локальної зв'язності. Елемент $gSOT_t(2,1)$ показує, яку частку дисперсії валютного показника у момент часу t можна зарахувати до шоків у VA-індикаторі.

Далі на основі цих локальних матриць формуються три часові траєкторії:

$$\text{FROM}_i(t) = \sum_{j \neq i} gSOT_t(i, j), \quad \text{TO}_i(t) = \sum_{k \neq i} gSOT_t(k, i),$$

та показник чистої зв'язності

$$\text{NET}_i(t) = \text{TO}_i(t) - \text{FROM}_i(t).$$

Позитивні значення $\text{NET}_i(t)$ означають, що змінна i є «чистим донором шоків» (net transmitter), негативні – «чистим реципієнтом» (net receiver).

Побудований графік TVP-VAR зв'язності відображає динаміку цих часток у часі: суцільною лінією показано $y_1 \rightarrow y_2$, пунктирною – $y_2 \rightarrow y_1$, а штрихпунктирною – NET однієї зі змінних. Вісь абсцис відображає час, вісь ординат – частку поясненої дисперсії на горизонті $H \in [0,1]$. Стрибки на графіку свідчать про періоди, коли взаємозв'язки між змінними різко посилювалися під впливом структурних шоків.

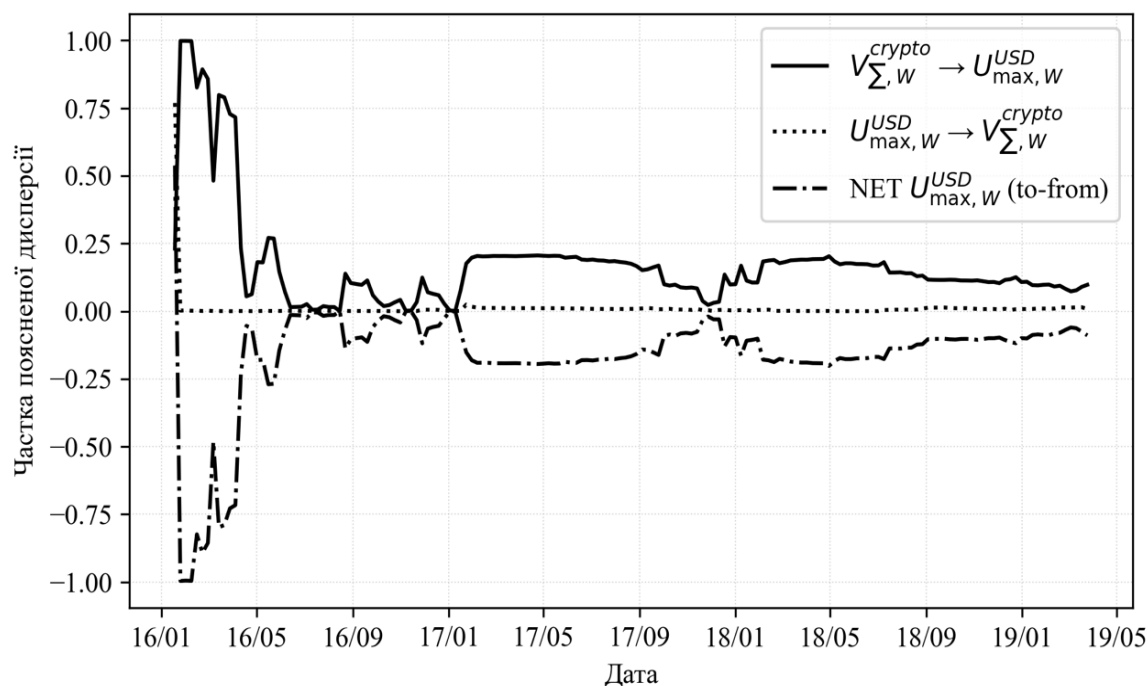


Рис. 5. TVP-VAR зв'язність рядів $V_{\sum, W}^{crypto}$ та $U_{max, W}^{USD}$ для вікна $\mathcal{W}_1$

Графік на рисунку 5 демонструє TVP-VAR зв'язність рядів $V_{\sum, W}^{crypto}$ та $U_{max, W}^{USD}$ для вікна $\mathcal{W}_1$. У першій частині інтервалу (січень–квітень 2016 р.) спостерігається різко виражене домінування напрямку $V_{\sum, W}^{crypto} \rightarrow U_{max, W}^{USD}$: частка поясненої дисперсії для цього каналу наближається до одиниці, тоді як зворотного впливу практично немає. Це свідчить про те, що у цей період VA індикатор є донором шоків у систему, а валютний – приймачем цих шоків. Відповідно крива $NET U_{max, W}^{USD}(t)$ набуває негативних значень.

Починаючи з літа 2016 р. зв'язність між змінними знижується: обидві частки поясненої дисперсії коливаються навколо нульового рівня, а показник чистої зв'язності переходить до помірних від'ємних значень. Це означає, що вплив VA-індикатора зберігається, але вже не має різко вираженого домінування.

У 2017 р. спостерігається короточасний період стабілізації, коли обидва напрямки впливу залишаються відносно слабкими, а чиста зв'язність перебуває на помірно від'ємному рівні. Це свідчить про збалансовану, але низьку інтенсивність взаємодії між показником VA та валютними показниками.

Починаючи з кінця 2017 р. та у 2018–2019 рр. відбувається поступове зменшення абсолютних значень $NET(t)$, що вказує на подальше ослаблення причинно-наслідкових зв'язків і зменшення ролі структурних шоків з боку сегмента VA. Домінуючий напрямок впливу залишається тим самим ($V_{\sum, W}^{crypto} \rightarrow U_{max, W}^{USD}$), однак його інтенсивність суттєво нижча порівняно з початком вибірки.

Графік відображає еволюцію зв'язності у часі: різке домінування криптовалютного шоку у ранній фазі, поступове ослаблення впливу та перехід до низької, але стійкої асиметричної взаємодії у подальший період. Ці висновки узгоджуються з результатами тесту причинності за Грейнджером та оцінками IRF, які також вказують на асиметричність ефектів.

Висновок про стійкий домінуючий напрямок впливу у межах TVP-VAR зв'язності робиться тоді, коли на відповідному інтервалі часу частка поясненої дисперсії для напрямку $y_{1,t} \rightarrow y_{2,t}$ (крива NET для другої змінної) щонайменше вдвічі перевищує частку поясненої дисперсії для $y_{2,t} \rightarrow y_{1,t}$. Ці висновки інтерпретуються у поєднанні з результатами тестів причинності за Грейнджером та IRF, які окремо оцінюють причинність у сенсі прогнозування.

Узагальнення результатів. Таблиця 3 містить матричне узагальнення результатів оцінювання спрямованого впливу індикаторів ринку VA на макрофінансові змінні України за дослідницькими вікнами $\mathcal{W}$.

Таблиця 3

Узагальнений результат дослідження (кількість позитивних результатів)

Змінна				Курс грн до долара США				Обсяг торгів валютами в доларах США				Обсяг купівлі валют у доларах США		M2 України
Періодичність і метод агрегації		W		M		W		M		W	M			
		mean	max	mean	max	mean	sum	mean	sum	sum	sum			
Сукупний ринок криптовалют	капіталізація	W	mean	3	2				1					
			max	3	2				2			1		
		M	mean			2	1							
			max			2	1				1			
	обсяг торгів	W	mean	3	2				1			1		
			sum	2	2				1			2		
		M	mean			2	2				1			2
			sum			2	3				1			
Біткоїни	курс	W	mean	2	1									
			max	3	3			4				1		
		M	mean			3	2				1		1	
			max			3	2				1			
	обсяг торгів	W	mean	1	1									
			sum	3	3			3				2		
		M	mean			3	2				1		1	1
			sum			2	2				1			
	капіталізація	W	mean	2	2				1			1		
			max	4	2				1			1		
		M	mean			3	1							1
			max			3	1							
Стейблкоїни	обсяг торгів	W	mean		1				1					
			sum		1				1					
		M	mean			2	1				1		1	
			sum			2	2				2			2
	капіталізація	W	mean											
			max											
		M	mean			1	1							
			max			1	1			1	2		1	1

Примітка: періодичність рядів (M) – щомісячні, (W) – щотижневі

Елемент матриці Q_{ij} , що відповідає парі змінних (криптовалютний індикатор X_i , макрофінансова змінна Y_j), визначається як

$$Q_{ij} = \sum_{k=1}^7 I_{ij}(\mathcal{W}_k),$$

де $I_{ij}(\mathcal{W}_k) = 1$, якщо для пари (X_i, Y_j) у вікні $\mathcal{W}_k$ – отримано статистично значущий спрямований вплив $X_i \rightarrow Y_j$ (за сукупністю критеріїв VAR/BVAR/TVP-VAR та тестів Грейнджера), і 0 – інакше.

Тому $Q_{ij} \in \{0, \dots, 7\}$, і є кількісною оцінкою підтвердження ефекту у структурно різних часових вибірках, що дозволяє оцінювати стійкість результату та повторюваність зв'язків.

Окремі таблиці для кожного дослідницького вікна $\mathcal{W}_k$ та повний список звітів по дослідженню розміщено на zenodo.org [24].

Результати, узагальнені в таблиці 3, дають змогу сформувати ієрархію стійких взаємозв'язків між показниками ринку віртуальних активів та макрофінансовими змінними України. Найбільш інтенсивні та повторювані ефекти спостерігаються для індикаторів ринку біткоіна, особливо у тижневих рядах

максимального значення курсу та сумарних обсягів транзакцій. Ці показники демонструють статистично значущий вплив у 3–4 дослідницьких вікнах із семи, що свідчить про їхню високу прогностичну цінність щодо курсу гривні до долара США та обсягів валютних операцій. Така структура результатів узгоджується з тим, що саме біткоїн є найбільш ліквідним та волатильним активом крипторинку, і тому його шоки найчастіше поширюються на валютний сегмент. Для показників сукупного ринку криптоактивів стійкість впливів є помірною: позитивні результати фіксуються переважно у тижневих рядах капіталізації та обсягів торгів, зазвичай у 2–3 періодах. Це свідчить, що агреговані показники ринку криптоактивів також взаємодіють із динамікою українського валютного ринку, однак інтенсивність цих зв'язків нижча, ніж у випадку біткоїна, ймовірно через включення менш ліквідних активів, що «розмивають» сигнал.

Для стейблкоїнів характерною є інша картина: їхній вплив меншою мірою пов'язаний із курсовими змінами, проте частіше проявляється у змінних, що характеризують обсяги купівлі та загальний обсяг валютного обміну. Це відображає економічну природу стейблкоїнів як «квазі-цифрових доларів», що використовуються у платіжних цілях та операціях переміщення ліквідності. Отже, стейблкоїни впливають насамперед на ліквіднісний та платіжний сегмент валютного ринку, а не на безпосередній курсовий канал.

Водночас для монетарного агрегату M2 України спостерігаються лише поодинокі значущі ефекти (як правило, 1–2 у різних вікнах), що свідчить про слабкий прямий зв'язок між ринком VA та грошовою масою у коротко- та середньостроковій перспективі. Проте наявність стійких зв'язків між VA-індикаторами та валютним ринком означає, що вплив криптоактивів опосередковується через валютний канал монетарної трансмісії, а не проявляється як пряме коригування монетарних агрегатів. Іншими словами, ринок VA впливає на умови попиту на валюту, швидкість обігу ліквідності та поведінку економічних агентів на FX-ринку, що надалі може транслюватися у динаміку грошової пропозиції, але не прямо і не завжди.

Узагальнюючи, результати дозволяють виокремити таку ієрархію каналів впливу віртуальних активів:

Біткоїн → валютний курс та обсяги валютних операцій

(через ціновий, спекулятивний та глобально-ліквіднісний канали)

Стейблкоїни → обсяги купівлі / обміну валют → ліквідність валютного ринку

(через платіжно-розрахунковий канал)

Сукупний ринок VA → FX-канал (послаблений сигнал)

Сукупний ринок VA → M2

(лише опосередкований та слабкий зв'язок).

Таким чином, результати комплексного аналізу VAR/BVAR/TVP-VAR свідчать, що віртуальні активи формують не окремий монетарний канал, а радше підсилюють і модифікують класичний валютний канал монетарної трансмісії, причому роль біткоїна є домінуючою, а стейблкоїнів – більшою мірою операційно-ліквіднісною. Основна гіпотеза H_1 частково підтверджується: VA статистично значущо впливають на валютний ринок України (особливо через біткоїн та стейблкоїни), однак прямий вплив на агрегат M2 є слабким та опосередкованим. Нульова гіпотеза H_0 відхиляється для валютного сегмента монетарного середовища (курс та обсяги валютних операцій), але не відхиляється щодо прямого впливу VA на агрегат M2, де зв'язок є слабким та нестійким.

Емпіричні результати підтверджують теоретичне припущення про канал віртуальних фінансових сервісів як додаткову ланку монетарної трансмісії, що діє переважно через модифікацію валютного каналу.

Висновки емпіричного дослідження свідчать, що віртуальні активи вже є релевантним фактором для аналізу монетарного середовища України, однак їхній вплив на грошову масу має опосередкований характер. Комплексне застосування VAR, BVAR, TVP-VAR та тестів причинності за Грейнджером показало, що статистично значущі ефекти з боку ринку VA проявляються передусім у валютному сегменті – в офіційному курсі гривні до долара США та обсягах валютних операцій. Найінтенсивніші та найстійкіші взаємозв'язки виявлено для індикаторів біткоїна (курс та обсяги транзакцій), тоді як агреговані показники ринку криптоактивів і стейблкоїнів мають помірну або спеціалізовану дію: сукупний ринок дає послаблений, «розмитий» сигнал, а стейблкоїни передусім впливають на обсяги купівлі / обміну валюти та ліквідність FX-ринку. Для монетарного агрегату M2 зафіксовано лише поодинокі нестійкі ефекти, що свідчить про слабкий прямий зв'язок у коротко- та середньостроковому горизонті.

Отже, основна гіпотеза H_1 підтверджується частково: VA статистично значущо впливають на валютний сегмент монетарного середовища України, але прямий вплив на M2 залишається обмеженим та опосередкованим. Емпіричні результати узгоджуються з теоретичною концепцією каналу віртуальних фінансових сервісів: віртуальні активи не формують окремого автономного каналу, а посилюють і модифікують класичний валютний канал монетарної трансмісії, з домінуючою роллю біткоїна та більш операційно-ліквіднісною роллю стейблкоїнів. Врахування індикаторів ринку VA в системі моніторингу фінансової стабільності та сценаріях стрес-тестування видається доцільним, з огляду на виявлену асиметричність, часозмінність і каналізований характер їхнього впливу на національну фінансову систему.

Список використаної літератури:

1. Домрачев В.М. Застосування векторної авторегресії для моделювання динаміки макроекономічних показників розвитку економіки України / В.М. Домрачев, В.В. Третиник // Науковий Вісник Ужгородського Університету. Серія : Математика і Інформатика. – 2019. – Вип. 1, № 34. – С. 79–85.
2. Кушнір Л.Л. Агрегати грошові / Л.Л. Кушнір. – 2025 [Електронний ресурс]. – Режим доступу : https://vue.gov.ua/Агрегати_грошові.
3. Лук'яненко І. Сучасні економетричні методи у фінансах : навчальний посібник / І.Лук'яненко, Ю.Городніченко. – Київ : Літера ЛТД, 2002.
4. Національний банк України : офіційний сайт. – 2025 [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <https://bank.gov.ua/>.
5. Akaike H. A New Look at the Statistical Model Identification / H.Akaike // Sel. Pap. Hirotugu Akaike ; E.Parzen, K.Tanabe, G.Kitagawa (ed.). – Springer New York, 1974. – P. 215–222. DOI: 10.1007/978-1-4612-1694-0_16.
6. Money supply M2 / CEIC. – 2025 [Electronic resource]. – Access mode : <https://www.ceicdata.com/en/indicator/money-supply-m2>.
7. Doan T. Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions / T.Doan, R.B. Litterman, C.A. Sims. – Cambridge, MA : National Bureau of Economic Research, 1983. DOI: 10.3386/w1202.
8. Numerical recipes in C: the art of scientific computing / W.H. Press ed. – New York : Cambridge University Press, 1992. – 994 p.
9. Fund I.M. Monetary and financial statistics : compilation guide / I.M. Fund. – Washington, D.C. : International Monetary Fund, 2008.
10. Bayesian data analysis / A.Gelman, J.B. Carlin, H.S. Stern and other. – Boca Raton, FL : CRC Press, 2013.
11. Messari – crypto data, research, and analysis. – 2025 [Electronic resource]. – Access mode : <https://messari.io/>.
12. Koop G. Impulse response analysis in nonlinear multivariate models / G.Koop, M.H. Pesaran, S.M. Potter // J. Econom. – 1996. – Vol. 74, Issue 1. – P. 119–147. DOI: 10.1016/0304-4076(95)01753-4.
13. Koop G. Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics / G.Koop, D.Korobilis // SSRN Electron. J. – 2009. DOI: 10.2139/ssrn.1514412.
14. Lenza M. How to Estimate a VAR after March 2020 / M.Lenza, G.Primiceri. – Cambridge, MA : National Bureau of Economic Research, 2020. DOI: 10.3386/w27771.
15. Litterman R.B. Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions: Five Years of Experience / R.B. Litterman // J. Bus. Econ. Stat. – 1986. – Vol. 4, Issue 1. – 25 p. DOI: 10.2307/1391384.
16. Lütkepohl H. New introduction to multiple time series analysis / H.Lütkepohl. – Berlin, Heidelberg ; New York : Springer, 2005. – 764 p. DOI: 10.1007/978-3-540-27752-1.
17. Metropolis N. The monte carlo method / N.Metropolis, S.Ulam // J. Am. Stat. Assoc. – 1949. – Vol. 44, Issue 247. – P. 335–341.
18. Nizam A.M. How the fiat-backed stablecoins are manipulating US money supply / A.M. Nizam // 2023 SSRN Electron. J. – 2023. DOI: 10.2139/ssrn.4510449.
19. Primiceri G.E. Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy / G.E. Primiceri // Rev. Econ. Stud. – 2005. – Vol. 72, Issue 3. – P. 821–852.
20. Shin Y. Generalized impulse response analysis in linear multivariate models / Y.Shin, H.H. Pesaran // Econ. Lett. – 1998. – Vol. 58, Issue 1. – P. 17–29. DOI: 10.1016/S0165-1765(97)00214-0.
21. Siggiridou E. Granger Causality in Multi-variate Time Series using a Time Ordered Restricted Vector Autoregressive Model / E.Siggiridou, D.Kugiumtzis. – 2015. DOI: 10.48550/ARXIV.1511.03463.
22. Real-time cryptocurrency market data / CoinCap. – 2025 [Electronic resource]. – Access mode : <https://coincap.io/>.
23. CoinMarketCap – cryptocurrency prices, charts, and market capitalizations. – 2025 [Electronic resource]. – Access mode : <https://coinmarketcap.com/>.
24. Zashchypas S. Empirical VAR-based analysis of virtual asset shocks transmission into Ukraine's monetary system / S.Zashchypas // Zenodo. – 2025. DOI: 10.5281/zenodo.17849089.
25. Cryptocurrency Prices, Charts, and Crypto Market Cap [Electronic resource]. – Access mode : <https://www.coingecko.com/>.

References:

1. Domrachev, V.M. and Tretynik, V.V. (2019), «Zastosuvannia vektornoj avtorehresii dlja modeliuvannia dynamiky makroekonomichnykh pokaznykiv rozvytku ekonomiky Ukrainy», *Naukovyi Visnyk Uzhhorodskoho Universytetu*. Serii. *Matematyka i Informatyka*, Issue 1, No. 34, pp.79–85.
2. Kushnir, L.L. (2025), *Ahrehaty hroshovi*, [Online], available at: https://vue.gov.ua/Ahrehaty_hroshovi
3. Lukianenko, I. and Horodnichenko, Yu. (2002), *Suchasni ekonometrychni metody u finansakh*, navchalnyi posibnyk, Litera LTD, Kyiv.
4. *Natsionalnyi bank Ukrainy*, ofitsiyni sait (2025), [Online], available at: <https://bank.gov.ua/>
5. Akaike, H. (1974), «A New Look at the Statistical Model Identification», *Sel. Pap. Hirotugu Akaike*, in Parzen, E., Tanabe, K. and Kitagawa, G. (ed.) Springer New York, pp. 215–222, doi: 10.1007/978-1-4612-1694-0_16.
6. «Money supply M2» (2025), *CEIC Data*, [Online], available at: <https://www.ceicdata.com/en/indicator/money-supply-m2>
7. Doan, T., Litterman, R.B. and Sims, C.A. (1983), *Forecasting and conditional projection using realistic prior distributions*, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA, doi: 10.3386/w1202.

8. *Numerical recipes in C: the art of scientific computing* (1992), in Press, W.H. (ed.), Cambridge University Press, New York, 994 p.
9. Fund, I.M. (2008), *Monetary and financial statistics*, compilation guide, International Monetary Fund, Washington, D.C.
10. Gelman, A., Carlin, J.B., Stern, H.S. et al. (2013), *Bayesian data analysis*, CRC Press, Boca Raton, FL.
11. Messari – *crypto data, research, and analysis* (2025), [Online], available at: <https://messari.io/>
12. Koop, G., Pesaran, M.H. and Potter, S.M. (1996), «Impulse response analysis in nonlinear multivariate models», *J. Econom.*, Vol. 74, Issue 1, pp. 119–147, doi: 10.1016/0304-4076(95)01753-4.
13. Koop, G. and Korobilis, D. (2009), «Bayesian Multivariate Time Series Methods for Empirical Macroeconomics», *SSRN Electron. J.*, doi: 10.2139/ssrn.1514412.
14. Lenza, M. and Primiceri, G. (2020), *How to Estimate a VAR after March 2020*, National Bureau of Economic Research, Cambridge, MA, doi: 10.3386/w27771.
15. Litterman, R.B. (1986), «Forecasting with Bayesian Vector Autoregressions: Five Years of Experience», *J. Bus. Econ. Stat.*, Vol. 4, Issue 1, 25 p., doi: 10.2307/1391384.
16. Lütkepohl, H. (2005), *New introduction to multiple time series analysis*, Springer, Berlin, Heidelberg, New York, 764 p., doi: 10.1007/978-3-540-27752-1.
17. Metropolis, N. and Ulam, S. (1949), «The monte carlo method», *J. Am. Stat. Assoc.*, Vol. 44, Issue 247, pp. 335–341.
18. Nizam, A.M. (2023), «How the fiat-backed stablecoins are manipulating US money supply», *2023 SSRN Electron. J.*, doi: 10.2139/ssrn.4510449.
19. Primiceri, G.E. (2005), «Time Varying Structural Vector Autoregressions and Monetary Policy», *Rev. Econ. Stud.*, Vol. 72, Issue 3, pp. 821–852.
20. Shin, Y. and Pesaran, H.H. (1998), «Generalized impulse response analysis in linear multivariate models», *Econ. Lett.*, Vol. 58, Issue 1, pp. 17–29, doi: 10.1016/S0165-1765(97)00214-0.
21. Siggiridou, E. and Kugiumtzis, D. (2015), *Granger Causality in Multi-variate Time Series using a Time Ordered Restricted Vector Autoregressive Model*, doi: 10.48550/ARXIV.1511.03463.
22. «Real-time cryptocurrency market data» (2025), *CoinCap*, [Online], available at: <https://coincap.io/>
23. *CoinMarketCap – cryptocurrency prices, charts, and market capitalizations* (2025), [Online], available at: <https://coinmarketcap.com/>
24. Zashchypas, S. (2025), «Empirical VAR-based analysis of virtual asset shocks transmission into Ukraine's monetary system», *Zenodo*, doi: 10.5281/zenodo.17849089.
25. «Cryptocurrency Prices, Charts, and Crypto Market Cap», [Online], available at: <https://www.coingecko.com/>

Защипас Сергій Миколайович – аспірант кафедри фінансів та цифрової економіки Державного університету «Житомирська політехніка».

<https://orcid.org/0000-0003-4285-9545>.

Наукові інтереси:

- забезпечення фінансової стабільності в умовах функціонування ринку віртуальних активів.

Zashchypas S.M.

Methods for analyzing the impact of virtual assets on monetary aggregates

The article examines the impact of the virtual asset (VA) market on Ukraine's monetary environment by revisiting traditional approaches to measuring the money supply and understanding the functioning of the monetary transmission mechanism. Based on data from 2016 to 2025, a consistent database of time series was constructed for three key VA market segments (Bitcoin, the aggregated cryptocurrency market, and stablecoins) and core indicators of Ukraine's monetary sector (M2 aggregate, the official UAH/USD exchange rate, and volumes of foreign exchange operations conducted by banks). The operational definition of variables accounts for differing data frequencies, seasonal effects, and structural breaks associated with the COVID-19 pandemic and the full-scale war.

The methodological framework relies on the combined application of VAR, BVAR, and TVP-VAR models together with Granger causality tests, as well as impulse response functions and generalized forecast error variance decomposition. A modification of the Lenza – Primiceri approach to shock-volatility scaling is proposed, enabling the correct treatment of sharp macroeconomic fluctuations observed in weekly and monthly data.

The results show that virtual assets exert a statistically significant influence primarily on the foreign-exchange segment of the monetary environment, i.e. Bitcoin and stablecoin indicators demonstrate stable causal links with the official exchange rate and FX transaction volumes, while the direct impact on the M2 aggregate is weak and unstable. These findings partially validate the hypothesis of a virtual financial services channel, i.e. VAs do not form an independent monetary channel but instead modify and reinforce the classical FX channel of monetary transmission. Therefore, VA indicators should be considered in financial-stability monitoring systems and stress-testing frameworks.

Keywords: virtual assets; cryptoassets; stablecoins; monetary transmission; virtual financial services channel; VAR; BVAR; TVP-VAR; Granger causality test; foreign exchange market; money supply; M2; impulse responses; dynamic connectedness.

Стаття надійшла до редакції 18.09.2025.