

ДИНАМІЧНА ВЗАЄМОЗАЛЕЖНІСТЬ НА КРИПТОВАЛЮТНИХ ТА ФОНДОВИХ РИНКАХ: МНОЖИННА ВЕЙВЛЕТ-КОРЕЛЯЦІЯ

Сучасні умови розвитку міжнародних ринкових відносин та участь у світових глобалізаційних процесах зумовлюють необхідність зміцнення грошово-кредитної системи, підвищення ефективності використання інструментів монетарної політики для посилення їхнього впливу на структуру перебудови й подальший розвиток економіки. У процесі стрімкого розвитку інформаційних технологій щодня з'являються нові інструменти управління економікою, до яких зараховують й електронні гроші. Поява нових видів фінансових інструментів, таких як криптовалюти, зумовлена процесом глобалізації на фінансовому ринку.

Мета роботи полягає у виявленні та моделюванні взаємовпливу дохідності показників, порівнюючи динамічні характеристики ринку криптовалют із деякими традиційними і широко застосовуваними фондовими індексами, зважаючи на інші фактори, наприклад кризову світову ситуацію.

Ключові слова: криптовалюти, фондові індекси, дискретне вейвлет-перетворення (DWT), дискретне вейвлет-перетворення з максимальним перекриттям (MODWT), локальна множинна вейвлет-кореляція (WLMC), VAR-моделі.

ВСТУП

Сучасні тенденції глобального економічного розвитку акцентовані на невирішеності проблем фінансової активності. Віртуальна економіка отримує все більше уваги та більшого застосування серед як держав, так і населення. За допомогою вдосконалення цифровізації в сучасних умовах взаємодії фінансових систем країн світу прогресують і вдосконалюються процеси глобалізації. Криза банківської системи в 2008 р. призвела до появи нових децентралізованих форм комунікацій між суб'єктами фінансового ринку. З'явилися такі поняття, як блокчейн, криптовалюти, токени, віртуальні активи. Цифрові технології за короткий період змінили види та форми взаємодії між інвесторами, посередниками й споживачами ринку фінансових послуг. Криптовалюта – це передова інновація в галузі фінансових технологій, яка нині є глобальним грошовим віртуальним агрегатом. Учасників фінансового ринку невизначеність майбутнього підштовхує до використання криптовалют як платіжного засобу в різних сферах життя.

Однією з переваг криптовалют є її анонімність. Власник криптовалют зберігає активи у віртуальному гаманці або на пристрої зберігання даних. Недоліком анонімності є те, що відповідальність за безпеку лягає на власника, який повинен стежити за тим, де перебуває криптовалюта, і запам'ятовувати пароль щонайменше із 16 символів. Власники мають мало права на захист, якщо хакери очищають їхні криптогаманці.

Як свідчать терміни "чорна п'ятниця" та "чорний понеділок", фондові ринки можуть впасти за один день. Зазвичай цьому є пояснення, економічне або технічне (наприклад, розпродаж, керований програмою). Інвестори можуть бачити, що вартість їхніх портфелів падає, але загальні збитки трапляються рідко. Невизначеність майбутньої вартості криптовалют і те, що вони часто не забезпечені фізичними активами, означає, що криптовалюти зазвичай вважаються більш нестабільними, ніж акції. А оскільки криптовалютний ринок містить низку криптокитів, людей або компаній, які володіють дуже великою кількістю певної монети, вони стають більш уразливими для дій інвесторів.

Після того, як крах фондового ринку в 1929 р. спричинив Велику депресію, США створили Комісію з цінних

паперів і бірж (SEC), щоб розробити та забезпечити захист інвесторів. Компанії зобов'язані розкривати всю інформацію, яка може вплинути на вартість їх акцій. Інвестори та їхні фінансові консультанти мають велику кількість інформації, завдяки якій можуть обґрунтувати свої інвестиційні рішення. Криптовалюти ж, навпаки, залишаються переважно нерегульованими, що для деяких криптоінвесторів є перевагою. Крипторинки не знають кордонів і не підпорядковані урядам.

Криптовалюти розвиваються та зростають швидкими темпами, і це, у поєднанні з їх переважно нерегульованим характером, означає, що вони легко піддаються шахрайству всіх видів. Ці шахрайства часто пов'язані зі спробами отримати персональні дані людей, наприклад, коди, які необхідні для доступу до криптовалютних актів окремої особи, або спроби змусити інвесторів передати криптовалюту шахраям, які можуть видавати себе за законних осіб. У 2021 р. лише в США надійшло понад 80 тис. повідомлень про злочини, пов'язані з криптовалютами. Акції також не застраховані від шахрайства та ризиків безпеки. Одне з найвідоміших шахрайств із акціями – це "pump and dump", коли ціна акцій штучно завищується за допомогою сильно перебільшених заяв, які заохочують інвесторів до купівлі, перш ніж організатори схеми продадуть свої активи за набагато вищою ціною.

Акції торгуються на акредитованих біржах по всьому світу. Вони пропонують покупцям безпеку, стабільність і прозорість та створені для щоденної обробки великих обсягів торгівлі. Біржі суворо регулюються (хоча особливості відрізняються залежно від країни), забезпечуючи захист покупців і продавців. Біржі для купівлі-продажу криптовалют новіші. Наявні десятки криптобірж. Двома найбільшими криптобіржами є Binance і Coinbase. Деякі біржі співпрацюють із третіми сторонами для плавного обміну звичайних валют, таких як долар США, на криптовалюту.

Якщо інвестувати в акції, а не в криптовалюту, то є можливість вибрати компанію практично в кожному секторі та кожній країні світу. Зі свого боку це може допомогти знизити ризик втрати всього, коли одна зі складових портфеля падатиме. Незважаючи на те, що є багато різних типів та видів криптовалют, таких як NFT (NFT (non-fungible token) – це цифровий сертифікат власності на

об'єкт (текст, картинку, відео, аудіо, ігрові предмети), існує менше варіантів для диверсифікації за допомогою криптовалют, ніж з акціями. Можливо знизити ризик, купуючи лише один тип криптовалют, хоча насправді немає простого способу повністю диверсифікувати свої інвестиції. Криптовалюта є найбільш ризикованою інвестицією. Це дає шанс отримати великі винагороди, але з вищим ризиком. Хоча професіонали з інвестицій, які визнають сильні та слабкі сторони кожного, можуть використовувати їх в одному портфелі з різних причин [1-5].

Об'єктом дослідження є криптовалюти (Bitcoin, Ethereum, BNB) і фондові індекси (S&P 500, Dow Jones та NASDAQ). Предметом дослідження є моделювання взаємозв'язків між криптовалютами й фондовими індексами, а також перевірка гіпотези про вплив зміни ціни фондових індексів на ціну криптовалют. Методи, що використовуються в дослідженні: методи вейвлет-аналізу, а саме: дискретне вейвлет-перетворення (DWT), дискретне вейвлет-перетворення з максимальним перекриттям (MODWT), локальна множинна вейвлет-кореляція (WLMC); векторна авторегресія (VAR).

Метою дослідження є аналіз подібності динаміки рядів криптовалют і фондових індексів та моделювання виявлених взаємозалежностей із використанням вейвлет-технологій і векторної авторегресії.

ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Вагомий внесок у розвиток теорії вейвлетів зробили Д. Габор, І. Добеші, Дж. Фернандез-Мачо, П. Гупію, А. Гроссман, Дж. Морле, роботи яких мають детальний опис основ неперервного та дискретного вейвлет-перетворення, а також множинної вейвлет-кореляції [6-8]. Основний принцип вейвлет-теорії ґрунтується на використанні рекурентних співвідношень для визначення найбільш точних виборів неявно заданої функції материнського вейвлета та масштабної функції на різних рівнях деталізації.

Дж. Фернандез-Мачо вперше описав та застосував у своїх роботах [7; 9] WLMC, що базується на понятті множинної регресії. У [7] пропонується вейвлет-методологія для обробки динаміки співвідношення багатомасштабних часових рядів за допомогою рухомої зваженої регресії на вейвлет-коефіцієнти. Концепція локальної множинної вейвлет-кореляції використовується для отримання одного набору багатомасштабних кореляцій у часі, на відміну від великої кількості карт вейвлет-кореляції, які необхідно порівнювати під час використання стандартних попарних вейвлет-кореляцій із рухомими вікнами. Крім того, досліджуються спектральні властивості вагових функцій і стверджується, що деякі звичайні часові вікна, такі як звичайне прямокутне рухоме вікно, не є задовільними на цих підставах.

За даними рейтингу [10], що був складений на основі дослідження компанії Chainalysis, завдяки якому дізнаються про основних користувачів криптовалют серед 154 країн світу, лідерами у використанні криптовалют за 2021 р. стали В'єтнам, Індія та Пакистан. Україна займає в цьому рейтингу почесне четверте місце. Вона випередила таких потужних гравців на міжнародному крипторинку, як США та Китай, які посіли 8-ме та 13-тє місця відповідно. За даними фахівців компанії Chainalysis, Україна має найбільший обсяг транзакцій із цифровими активами. Це пояснюють тим, що для торгівлі "криптою" створюють цілі біржі та вибудовують інфраструктуру, якій може позаздрити український фондовий ринок. Країни з ринком, який розвивається, включно з Кенією, Нігерією, В'єтнамом і Венесуелою, займають високі місця в цьому рейтингу значною мірою тому, що вони мають величезні обсяги транзакцій на платформах однорангового

зв'язку (P2P) з урахуванням PPP на душу населення та населення, яке користується інтернетом.

Робота А. С. Кумар та Т. Айяз [11] присвячена вивченню моделі спільного руху цін на криптовалюту, що змінюються в часі, за допомогою методів на основі вейвлетів, використовуючи щоденний двосторонній курс обміну чотирьох основних криптовалют, а саме: Bitcoin, Ethereum, Lite та Dashcoin.

Дж. Ліу та А. Серлетіс [12] дослідили такі важливі проблеми, як зміна ціни на криптовалюту, чи є якась взаємозалежність між дохідністю та/або волатильністю криптовалют, чи існують переливи доходів і волатильності між ринком криптовалют та іншими фінансовими ринками.

Аналізом природи криптовалют на основі характеристик грошей і подальшого її використання в перспективному та динамічному економічному просторі зайнявся М. Х. Юнеліне [13].

У роботах О. Ляшенко, Т. Кравець та ін. [14-16] використовували методи нейронних та складних мереж до моделювання курсів криптовалют.

Питання впливу COVID-19 на світовий ринок криптовалют та біржових індексів із використанням дискретного вейвлет-перетворення і за допомогою вейвлет-когерентного підходу й авторегресійної моделі Маркова розглянули вчені М. Омане-Аджепонг, І. П. Алагідеде, Дж. Драмани, Дж. В. Гуделл, С. Гутте, Р. Каферра та Д. Відал-Томас [4; 17; 18].

Дослідження М. Галлегаті [19] містить опис взаємозв'язку між прибутковістю фондового ринку й економічною активністю, що вивчається за допомогою методів декомпозиції сигналу на основі вейвлет-аналізу.

Порівняльний аналіз взаємовпливу криптовалют і фондових індексів був раніше проаналізований та описаний у роботах інших вчених. Дж. Ліанг, Л. Лі, В. Чен, Д. Зенг у своїй статті [3] мають на меті запропонувати аналітичну інформацію, яка допоможе зрозуміти криптовалюту, розглядаючи її як фінансовий актив. Позиціонування криптовалюти відбувається шляхом порівняння її динамічних характеристик із двома традиційними та масово прийнятими фінансовими активами: іноземною валютою й акціями.

Л. Шарфеддін та ін. [20] оцінювали потенційні економічні та фінансові переваги криптовалют для фінансових інвесторів, використовуючи метод копули та GARCH-моделі. Було встановлено, що взаємна кореляція зі звичайними активами змінюється з часом, але є слабкою.

М. Ваторек та ін. [21] застосовують мультифрактальний взаємний кореляційний аналіз зі знятим трендом для аналізу кореляції трендів прибутковості ціни, середньої кількості угод за одиницю часу та обсягу торгів на основі високочастотних даних, що представляють дві основні криптовалюти.

МЕТОДОЛОГІЯ

Для проведення аналізу подібності динаміки рядів криптовалют і фондових індексів на першому етапі використовують вейвлет-технології, які спираються на дискретне вейвлет-перетворення (DWT). DWT – це реалізація вейвлет-перетворення із використанням дискретного набору масштабів і переносів вейвлета [6; 7]. Інакше кажучи, це перетворення розкладає сигнал на взаємно ортогональний набір вейвлетів, який і є основною відмінністю від неперервного вейвлет-перетворення. DWT повертає вектор тієї самої довжини, що і вхідний вектор. DWT забезпечує достатньо інформації як для аналізу сигналу, так і для його синтезу, є водночас економічним, як за числом операцій, так і за необхідною пам'яттю.

Основою DWT є кратномасштабний аналіз, який ґрунтується на ортонормованому базисі, що містить масштабну функцію $\varphi(x)$ та материнський вейвлет $\psi(x)$; $h(N)$ і $g(N)$ – вектори коефіцієнтів, які однозначно характеризують $\varphi(x)$ та $\psi(x)$ і використовуються в алгоритмі DWT (1). Між векторами $h(N)$ та $g(N)$ існує співвідношення:

$$g(i) = (-1)^i h(N-1-i) \quad \forall i = 0, N-1. \quad (1)$$

Для довільного k масштабовані та зміщені масштабна функція і материнський вейвлет можуть бути представлені в такому вигляді:

$$\varphi_{j,i}(x) = \frac{1}{k^2} \varphi(k^j x - i), \quad \psi_{j,i}(x) = \frac{1}{k^2} \psi(k^j x - i). \quad (2)$$

і утворюють ортонормований базис.

$$a(j, n) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i) a(j-1, kn+i), \quad d(j, n) = \sum_{i=0}^{N-1} g(i) a(j-1, kn+i). \quad (4)$$

Зважаючи на те, що в останньому рядку має залишитися один елемент, довжина вхідного вектора сигналу має дорівнювати k^M , де M – натуральне число. У цьому разі результатом виконання DWT буде матриця вейвлет-коефіцієнтів розміром $k^{M-1} \times M$.

DWT вибирає мінімальну підвибірку частотно-часових значень із CWT без втрати будь-якої інформації, що наявна у вихідних даних. Для більшості економічних застосувань резервування часу є бажаним, якщо воно дає змогу належно вирівняти й порівняти характеристики даних у всіх масштабах/частотах. У цьому сенсі дискретне вейвлет-перетворення з максимальним перекриттям (MODWT) є найпопулярнішим вейвлет-перетворенням, оскільки воно є надлишковим у часовому вимірі, але не надлишковим у вимірі масштабу/частоти [7]. MODWT – це операція лінійної фільтрації, яка перетворює ряд у коефіцієнти, пов'язані з варіаціями в наборі шкал. MODWT схожий із DWT тим, що обидва є операціями

Вибір масштабувального множника k^j із цілими значеннями j приводить до однозначної та взаємоузгодженої процедури розрахунку вейвлет-коефіцієнтів. Алгоритм DWT із довільним k можна побудувати аналогічно. Спочатку формується перший рядок проміжної матриці $[a_{j,n}]$:

$$a(0, n) = f(n). \quad (3)$$

У подальших кроках алгоритму по чергово формуються такі рядки проміжної матриці $[a_{j,n}]$ та матриці вейвлет-коефіцієнтів $[d_{j,n}]$:

лінійної фільтрації, які створюють набір залежних від часу вейвлетів і коефіцієнтів масштабування. Дискретне вейвлет-перетворення з максимальним перекриттям застосовується у процесі аналізу даних за допомогою локальної множинної вейвлет-кореляції (WLMC) [9].

Нехай $W_{jt} = (w_{1jt}, \dots, w_{njt})$ – вейвлет-коефіцієнти для масштабу λ_j , де $j = (1, \dots, J)$ та J вказує на максимальний рівень розкладання вейвлет-перетворення, отримані шляхом застосування MODWT до кожного часового ряду, де $x_i \in X$, $i = 1, \dots, n$. На кожному вейвлет-масштабі λ_j локальні коефіцієнти множинної кореляції вейвлета $\varphi_{X,s}(\lambda_j)$ можна оцінити як квадратні корені з коефіцієнтів регресії, визначених для цієї лінійної комбінації змінних w_{ij} , $i = 1, \dots, n$, на основі максимізації коефіцієнтів детермінації:

$$\varphi_{X,s}(\lambda_j) = \sqrt{R_{js}^2}, \quad j = 1, \dots, J, \quad s = 1, \dots, T. \quad (5)$$

Оскільки коефіцієнт детермінації регресії також можна отримати як квадрат кореляції між спостережуваними значеннями та підібраними значеннями, тоді $\varphi_{X,s}(\lambda_j)$ також можна виразити у такий спосіб:

$$\varphi_{X,s}(\lambda_j) = \text{Corr} \left(\theta(t-s)^{\frac{1}{2}} w_{ijt}, \theta(t-s)^{\frac{1}{2}} \hat{w}_{ijt} \right) = \frac{\text{Cov} \left(\theta(t-s)^{\frac{1}{2}} w_{ijt}, \theta(t-s)^{\frac{1}{2}} \hat{w}_{ijt} \right)}{\sqrt{\text{Var} \left(\theta(t-s)^{\frac{1}{2}} w_{ijt}, \theta(t-s)^{\frac{1}{2}} \hat{w}_{ijt} \right)}}, \quad s = 1, \dots, T, \quad (6)$$

де w_{ij} вибирають так, щоб максимізувати $\varphi_{X,s}(\lambda_j)$, а \hat{w}_{ij} – це підібрані значення в локальній регресії.

На другому етапі дослідження виконується моделювання виявлених взаємозалежностей на основі моделі часового ряду векторної авторегресії (VAR), яка має широке застосування в моделі економічного прогнозування [22]. VAR може відобразити еволюцію та взаємозалежності між кількома часовими рядами. Усі змінні у VAR обробляються симетрично за допомогою включення для кожної змінної рівняння, що пояснює її еволюцію на основі її власних лагів і лагів усіх інших змінних у моделі. Зазвичай VAR-моделі використовують під час аналізу багатовимірних часових рядів. Їхня структура являє собою систему рівнянь, у якій звичайний склад (компонента багатомірного часового ряду) представлений лінійною комбінацією всіх

змінних у попередні моменти часу. Векторні моделі авторегресії будують за стаціонарними часовими рядами. VAR-модель для ендогенних змінних x_1 та x_2 за обраного порядку, що дорівнює 2 (кількість рівнянь збігається з кількістю змінних), має такий вигляд:

$$\begin{cases} x_{t1} = \alpha_{10} + \alpha_{11}x_{t-1,1} + \alpha_{12}x_{t-1,2} + \varepsilon_{t1}, \\ x_{t2} = \alpha_{20} + \alpha_{21}x_{t-1,1} + \alpha_{22}x_{t-1,2} + \varepsilon_{t2}, \end{cases} \quad (7)$$

де α_{10} та α_{20} – вільні параметри, α_{ij} – параметри авторегресії ($i, j=1, 2$), ε_1 та ε_2 – взаємно некорельовані "білі шуми" [22].

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

База даних [23-28] включає шість часових рядів по 525 спостережень, а саме: дохідностей криптовалют (Bitcoin, Ethereum, BNB) та дохідностей фондових індексів (S&P 500, Dow Jones, NASDAQ Composite). Початок спостережень – 01.01.2020, останнє спостереження –

31.01.2022. У табл. 1-2 представлено описові статистичні показники прибутковості криптовалют та фондових індексів (середнє значення, мода, медіана, коефіцієнт асиметрії, ексцесу, статистика Пірсона).

Таблиця 1. Описові статистики прибутковості криптовалют

	Bitcoin	Ethereum	BNB
Середнє значення	0,30 %	0,54 %	0,64 %
Мода	0,14 %	0,27 %	0,00 %
Медіана	0,23 %	0,42 %	0,36 %
Коефіцієнт асиметрії	-0,96	-0,61	1,54
Коефіцієнт ексцесу	13,24	9,13	23,69
Стандартне відхилення	0,04	0,05	0,06

Джерело: власні розрахунки на основі [23-25].

Таблиця 2. Описові статистики прибутковості фондових індексів

	S&P 500	Dow Jones	NASDAQ
Середнє значення	0,07 %	0,05 %	0,11 %
Мода	0,18 %	0,30 %	0,50 %
Медіана	0,15 %	0,09 %	0,20 %
Коефіцієнт асиметрії	-0,64	-0,58	-0,67
Коефіцієнт ексцесу	13,77	16,12	8,91
Стандартне відхилення	0,02	0,02	0,02

Джерело: власні розрахунки на основі [26-28].

За результатами табл. 1-2 коефіцієнти асиметрії для Bitcoin, Ethereum, S&P 500, Dow Jones та NASDAQ є від’ємними, отже, у розподілі частіше трапляються значення більше середнього. На відміну від інших показників, для BNB асиметрія є лівосторонньою, оскільки коефіцієнт асиметрії додатний. На основі порівняння середніх значень стверджують, що найвища дохідність спостерігалася у криптовалюті BNB зі значенням 0,64 %, а найнижча – у індекса Dow Jones зі значенням 0,05 %.

Для можливості застосування методу WLMC було виконано вейвлет-декомпозицію щоденних дохідностей вибраних криптовалют та індексів фондового ринку, застосовуючи MODWT. Вейвлет-коефіцієнти, що використовуються в дослідженні, пов’язані з такими часовими

періодами: 2–4 дні (включно з більшістю внутрішньотижневих шкал), 4–8 днів (щотижнева шкала), 8–16 днів (двотижнева шкала). Ці періоди відповідають рівням деталізації або частотам динаміки сигналів. Візуалізація результатів застосування методу WLMC традиційно представлена у вигляді спектрограм (рис. 1-4), по вертикальній осі яких відкладають періоди, а по горизонтальній – часові проміжки (кількість спостережень у днях). Вертикальна вісь справа демонструє рівень множинної вейвлет-кореляції. Синій колір на графіках відповідає відносно низькому рівню вейвлет-кореляції групи показників, а червоний – високому. Розглянемо декілька різних комбінацій обраних часових рядів, до яких застосовано метод WLMC.

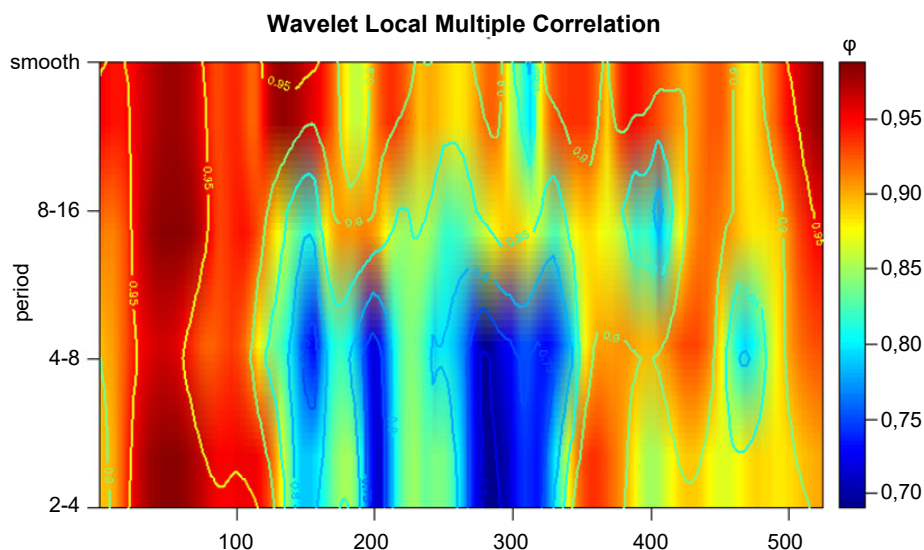


Рис. 1. Множинна вейвлет-кореляція дохідностей Bitcoin, Ethereum, BNB та S&P 500

Джерело: створено авторами на основі розрахованих даних.

На рис. 1 спостерігається висока кореляція 0,9-0,95 на початку досліджуваного часового ряду на всіх шкалах. Множинна кореляція групи криптовалют та індексу S&P 500 на внутрішньотижневих та щотижневих

шкалах є на рівні від 0,7 до 0,85 протягом другого півріччя 2020 р., що відображено на рис. 1 блакитним та зеленим кольорами.

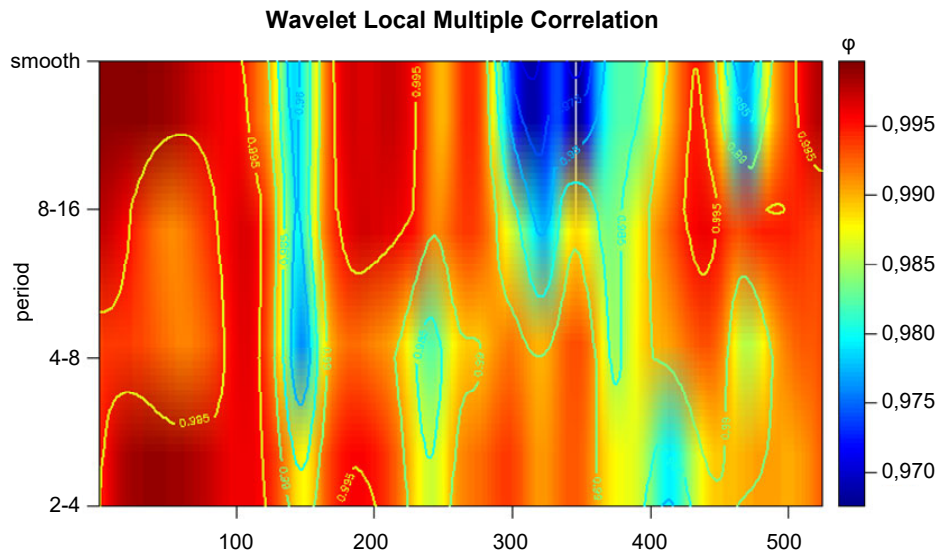


Рис. 2. Множинна вейвлет-кореляція дохідностей Bitcoin, S&P 500, Dow Jones та NASDAQ

Джерело: створено авторами на основі розрахованих даних.

Темно-червоні зони на рис. 2 вказують на наявність високої взаємозалежності обраних показників протягом

січня-квітня 2020 р., липня-вересня 2020 р. та січня 2022 р. на двотижневій шкалі.

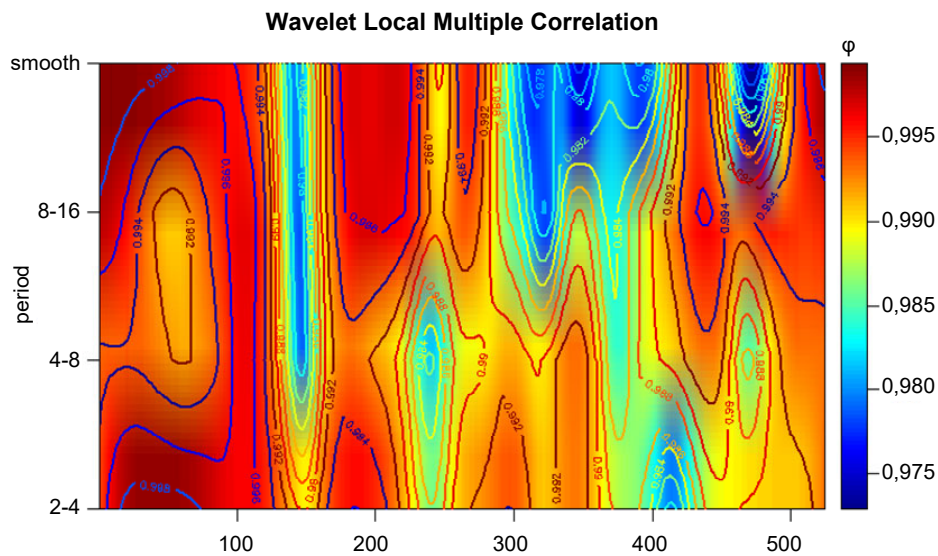


Рис. 3. Множинна вейвлет-кореляція дохідностей Ethereum, S&P 500, Dow Jones та NASDAQ

Джерело: створено авторами на основі розрахованих даних.

На рис. 3 спостерігається близька до одиниці WLMC показників протягом січня-квітня 2020 р. на щотижневих та двотижневих шкалах. Найнижчий показник WLMC на рівні 0,975 присутній на двотижневій шкалі в період з грудня 2020 р. по березень 2021 р., що позначено на рисунку синім та блакитним кольорами.

Рисунки 2-4 мають схожу тенденцію: WLMC перевищує 0,97, що свідчить про високу взаємозалежність показників, яка позначена на рисунках червоним кольором. Рівень множинної кореляції 0,995 присутній до початку травня 2020 р. та в січні 2022 р. на всіх масштабах, у квітні-грудні 2020 р. та в лютому-травні 2021 р. на двотижневій шкалі.

Завдяки методу Wavelet Local Multiple Correlation було виявлено, де є більша залежність серед криптовалют від фондових індексів. За отриманими результатами можна стверджувати, що найкращий результат WLMC дав аналіз криптовалют і фондових індексів: S&P 500, Dow Jones та NASDAQ, де WLMC показників у групі з обраними криптовалютами перевищує рівень 0,95 на тижневій та двотижневій шкалах протягом січня-квітня 2020 р., а також у січні 2022 р. Особливо відзначається висока взаємозалежність динаміки волатильностей у групі Bitcoin із часовими рядами дохідності фондових індексів, де WLMC існує на рівні не менше ніж 0,97 на всіх масштабах, та з рівнем 0,995 на двотижневій шкалі у другому півріччі 2020 р. та наприкінці 2021 р.

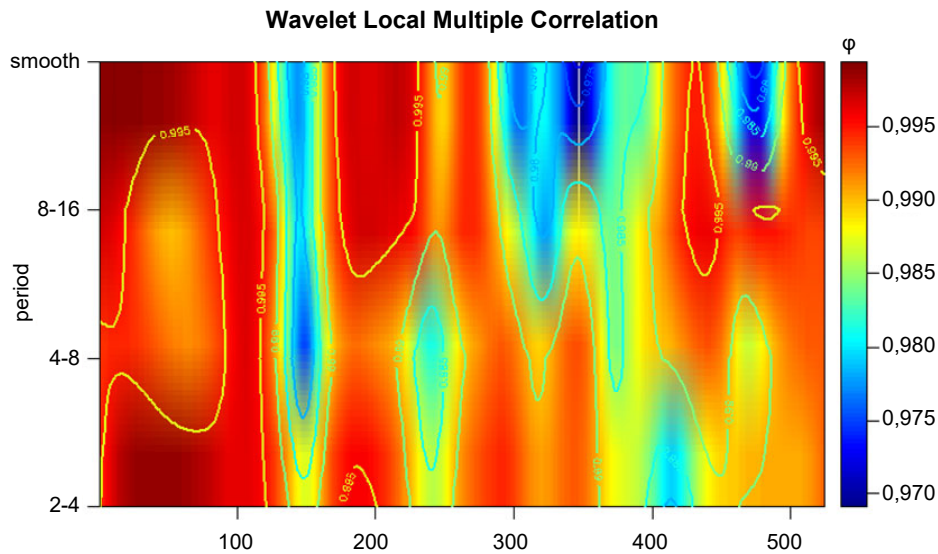


Рис. 4. Множинна вейвлет-кореляція доходностей BNB, S&P 500, Dow Jones та NASDAQ

Джерело: створено авторами на основі розрахованих даних.

Після проведення аналізу доходностей за допомогою вейвлет-технології WLMC було обрано групи показників, які показали високий рівень взаємозалежності, для подальшого їх моделювання за допомогою векторної авторегресії. Створено дві комбінації показників: Bitcoin, Ethereum, BNB, S&P 500; Bitcoin, S&P 500, Dow Jones, NASDAQ.

Досліджувані ряди було перевірено на стаціонарність за тестом Дікі-Фуллера (ADF). За результатами обчислення автокореляційної (ACF) і часткової автокореляційної функції (PACF) можна стверджувати, що для всіх показників лаги не мають значного ефекту. Найбільше вирізняється лише сплеск нульового лагу в усіх випадках, що підтверджує незначну автокореляцію показників.

Результати тестування побудованих моделей підтверджують їхню адекватність. Так, одне з припущень VAR моделей полягає в тому, що залишки мають бути, наскільки це можливо, неавтокорельованими. Іншим аспектом, який слід враховувати, є наявність гетероскедастичності. Для цього було проведено ARCH-тест для залишків побудованих VAR-моделей. Оскільки p-value більше 0,05 для обох моделей, то можна зробити висновок про відсутність ARCH-ефектів.

За результатами тесту на стійкість коефіцієнтів регресії (OLS-CUSUM) наявність структурних розривів встановлено, що для обох моделей загалом структурних розривів немає. Незначне структурне порушення спостерігається у Bitcoin (модель 1) та індексу NASDAQ (модель 2).

Під час проведення багатовимірної аналізу часових рядів декомпозиція дисперсії або дисперсійна декомпозиція помилки прогнозу (FEVD) використовується для допомоги в інтерпретації моделі векторної авторегресії (VAR) після її встановлення. Декомпозиція дисперсії вказує на кількість інформації, яку кожна змінна вносить до інших змінних в авторегресії. Цей аналіз визначає, скільки дисперсії помилки прогнозу кожної зі змінних пояснюють екзогенними потрясіннями для інших змінних.

FEVD моделі 1 демонструє, що на шок S&P 500 припадає 10-12 % середньоквадратичної помилки прогнозу Bitcoin, у разі Ethereum – від 11 до 12 %, та для BNB вплив становить лише 8 %. У моделі 2 відсоток помилок, пов'язаних із власними шоками, становить 100 % у Bitcoin на коротких горизонтах. На високих горизонтах від шоку Bitcoin середньоквадратична помилка прогнозу

S&P 500 зберігається на рівні 11 %, для Dow Jones цей показник становить від 2 до 3 % та для NASDAQ – 0,5 %. Змінна S&P 500 є найбільш впливовою, оскільки, наприклад, від шоку NASDAQ середньоквадратична помилка прогнозу S&P 500 становить близько 90 %, тоді як Bitcoin лише 3-4 %, а Dow Jones менше 1 %. Схожа ситуація для шоку Dow Jones, де ця помилка становить 85 %.

Після проведення низки тестів для моделей можна стверджувати, що у Model 1 найвпливовішим показником є криптовалюта Bitcoin, а у Model 2 – фондовий індекс S&P 500. Отже, за допомогою вейвлет-аналізу та векторної авторегресії частково доведено гіпотезу, що зміна ситуації на фондовому ринку впливає на доходності криптовалют.

ВИСНОВКИ

Сучасний етап еволюції грошей пов'язаний із розвитком віртуальної економіки на основі нових інформаційних технологій. За таких умов з'являються нові засоби платежу, новітні платіжні інструменти та системи, одним з яких є криптовалюта. Завдяки таким характеристикам, як анонімність користування та відсутність централізованого регулювання ними, користувачі цих віртуальних грошей все частіше будуть у майбутньому їх обирати за для подальшого продажу або витрат. Ринок криптовалют не є найбільшим, оскільки має високу волатильність, значну кількість шахраїв і не має офіційної підкріпленості жодними іншими широко використовуваними активами. Останній фактор був досліджений у цій роботі за допомогою проведення різних видів аналізу даних, а саме множинної локальної вейвлет-кореляції та векторної авторегресії.

Установлено, що три потужні фондові індекси (S&P 500, Dow Jones, NASDAQ Composite) показують невисокий рівень взаємозалежності еволюцій волатильності з криптовалютами. Однак за допомогою побудови WLMC було доведено залежність Bitcoin від провідних фондових індексів на всіх масштабах протягом 2020–2021 рр. Також високі показники WLMC на періодах протягом перших 100 днів (січень-квітень 2020 р.) та на двотижневій шкалі впродовж листопада 2021 – січня 2022 р. є в комбінації криптовалют із фондовим індексом S&P 500. Створені VAR-моделі дають змогу виділити Bitcoin та S&P 500, які демонструють позитивну взаємозалежність. З проведеного дослідження можна зробити

висновок, що провідними фінансовими інструментами, які показують більшу чутливість до змін зовнішнього середовища, є фондові індекси. Криптовалюти мають значну волатильність, яка часто не пов'язана з впливом тих самих факторів. Дослідження ансамблю часових рядів показало, що в моменти збурень проявляються резонансні явища в поведінці доходностей як фондових індексів, так і криптовалюти. Водночас провідну роль відіграє саме фондовий індекс S&P 500, тоді як подібна поведінка Bitcoin проявляється опосередковано. У процесі формування портфеля цінних паперів необхідно враховувати таку поведінку досліджуваних часових рядів.

Отже, провівши детальний аналіз обраних показників, можна дійти висновку, що загалом криптовалюти є самостійними активами, якщо порівнювати їх загалом із фондовими індексами. Однак можна помітити, що кризові ситуації однаково відображаються на динаміці доходностей обох ринків. Незважаючи на недоліки криптовалюти, вони є передовими у використанні та суттєво розширюють можливості ведення фінансових операцій.

ДИСКУСІЯ

Головним недоліком біткоїна є його надзвичайно висока волатильність. Більшість дослідників погоджуються з думкою, що біткоїн не можна вважати повноцінною валютою за визначенням, проте з подальшим розвитком інформаційних технологій та системи інтернет-платежів у нього є потенціал стати глобальним платіжним засобом. Тому є важливим дослідження взаємовпливів криптовалют і фондових індексів у межах процесу глобалізації та цифровізації.

Подальшого дослідження потребує виявлення спільних рис еволюції кореляційних структур на фондових та фінансових ринках. Установлено, що короткострокова кореляційна структура чітко розвивалася з часом, зазнаючи різкого зростання під час фінансових криз. Запропоновано дослідити взаємозв'язки між фінансовими активами за допомогою нового надійного панельного тесту причинності, побудованого на основі перетворення Фур'є.

Список використаних джерел

1. Cryptocurrency vs. Stocks: Understanding the differences. URL: <https://online.maryville.edu/blog/cryptocurrency-vs-stocks/> (дата звернення 10.04.2022)
2. Cryptocurrency vs. Stocks: what's the better choice? URL: <https://n26.com/en-eu/blog/crypto-vs-stocks> (дата звернення 12.04.2022)
3. Liang, J., Li, L., Chen, W., Zeng, D. (2019). Towards an understanding of cryptocurrency: a comparative analysis of cryptocurrency, foreign exchange, and stock. *IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics (ISI)*. doi: 10.1109/ISI.2019.8823373
4. Caferra, R., Vidal-Tomás, D. (2021). Who raised from the abyss? A comparison between cryptocurrency and stock market dynamics during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, Vol. 43. doi: 10.1016/j.frl.2021.101954
5. Schilling, L., and Uhlig, H. (2019). Some simple bitcoin economics. *Journal of Monetary Economics*. Vol. 106. doi:10.1016/j.jmoneco.2019.07.002
6. Daubechies, I. (1992). *Ten lectures on wavelets*. Society for industrial and applied mathematics.

O. Liashenko, Dr. Sci. (Econ.), Prof.

ORCID ID: 0000-0002-0197-4179,

T. Kravets, PhD (Phys. & Math.), Associate Prof.

ORCID ID: 0000-0003-4823-5143

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine,

K. Petrenko, Product Marketing Manager

BACOTECH, Kyiv, Ukraine

7. Fernández-Macho, J. (2018). Time-localized wavelet multiple regression and correlation. *Phys. A Stat. Mech. Appl.* 492. doi:10.1016/j.physa.2017.11.050

8. Goupillaud, P., Grossmann, A., Morlet, J. (1984). Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis. *Geoexploration*, 23(1).

9. Polanco-Martínez, J. M., Fernández-Macho, J., Medina-Elizalde, M. (2020). Dynamic wavelet correlation analysis for multivariate climate time series. *Scientific Reports* 10 (21277). doi: 10.1038/s41598-020-77767-8

10. The 2021 Global crypto adoption index. URL: <https://blog.chainanalysis.com/reports/2021-global-crypto-adoption-index/> (дата звернення 12.04.2022)

11. Kumar, A. S., Ajaz, T. (2019). Co-movement in crypto-currency markets: evidences from wavelet analysis. *Financial Innovation*. 5:33. doi:10.1186/s40854-019-0143-3

12. Liu, J., Serletis, A. (2019). Volatility in the cryptocurrency market. *Open Econ Rev* 30 (4). doi:10.1007/s11079-019-09547-5

13. Yuneline, M. H. (2019). Analysis of cryptocurrency's characteristics in four perspectives. *Journal of Asian Business and Economic Studies*. Vol. 26. No. 2. doi:10.1108/JABES-12-2018-0107

14. Liashenko, O., Kravets, T., Repetskiy, Y. (2020). Neural Networks in Application to Cryptocurrency Exchange Modeling. *7th International Conference "Information Technology and Interactions" (IT&I-2020). Workshops Proceedings*. Vol. 2845. http://ceur-ws.org/Vol-2845/Paper_32.pdf

15. Liashenko, O., Kravets, T., Filogina, A. (2020). Volatility Modeling for Currency Pairs and Stock Indices by Means of Complex Networks. *Ekonomika*. Vol. 99 (2). doi:10.15388/Ekon.2020.2.2

16. Liashenko, O., Kravets, T., Repetskiy, Y. (2020). Application of Artificial Intelligence to Bitcoin Course Modelling. *Вісник КНУ ім. Тараса Шевченка. Економіка*. № 2 (209). doi: 10.17721/1728-2667.2020/209-2/2

17. Goodell, J. W., Goutte, S. (2021). Co-movement of COVID-19 and bitcoin: Evidence from wavelet coherence analysis. *Finance Research Letters*, Vol. 38. doi:10.1016/j.frl.2020.101625

18. Omane-Adjepong, M., Alagidede, I. P., Dramani, J. B. (2020). COVID-19 Outbreak and Co-Movement of Global Markets: Insight from Dynamic Wavelet Correlation Analysis. In: *Wavelet Theory [Internet]. London: IntechOpen*. doi: 10.5772/intechopen.95098

19. Gallegati, M. (2007). Wavelet analysis of stock returns and aggregate economic activity. *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 50 (6). doi:10.1016/j.csda.2007.07.019

20. Charfeddine, L. et al. (2019). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and conventional assets: Implications for financial investors. *Economic Modelling*. doi:10.1016/j.econmod.2019.05.016

21. Watorek, M., Kwapien, J., Drozd, S. (2022). Multifractal Cross-Correlations of Bitcoin and Ether Trading Characteristics in the Post-COVID-19 Time. *Future Internet*, 14 (215). doi:10.3390/fi14070215

22. Colonescu, C. (2016). *Principles of Econometrics with R*. URL: <https://bookdown.org/ccolonescu/RPoE4/>

23. Bitcoin. URL: <https://www.investing.com/crypto/bitcoin> (дата звернення 10.01.2022)

24. Ethereum. URL: <https://www.investing.com/crypto/ethereum> (дата звернення 12.01.2022)

25. BNB. URL: <https://www.investing.com/crypto/bnb> (дата звернення 11.01.2022)

26. S&P 500. URL: <https://www.investing.com/indices/us-spx-500> (дата звернення 11.01.2022)

27. Dow Jones Industrial Average. URL: <https://www.investing.com/indices/us-30> (дата звернення 12.01.2022)

28. NASDAQ Composite. URL: <https://www.investing.com/indices/nasdaq-composite> (дата звернення 11.01.2022)

Received: 19/10/2022

1st Revision: 08/11/2022

Accepted: 30/11/2022

Author's declaration on the sources of funding of research presented in the scientific article or of the preparation of the scientific article: budget of university's scientific project

DYNAMIC RELATIONSHIP IN CRYPTOCURRENCY AND STOCK MARKETS: EVIDENCE FROM MULTIPLE WAVELET CORRELATION

Modern conditions for the development of international market relations and participation in world globalization processes necessitate strengthening the monetary and credit system, increasing the effectiveness of the use of monetary policy tools to enhance their influence on restructuring and further development of the economy. In the rapid advance of information technologies, new economic management tools, including electronic money, appear every day. The emergence of new types of financial instruments, such as cryptocurrencies, is due to globalization in the financial market.

The work aims to identify and model the mutual influence of indicators' returns, comparing the dynamic characteristics of the cryptocurrency market with some traditional and widely used stock indices, taking into account other factors, for example, the global crisis situation.

It was established that three powerful stock indices (S&P 500, Dow Jones, NASDAQ Composite) show a low level of interdependence of volatility evolutions with cryptocurrencies. However, the WLMC construction proved Bitcoin's dependence on leading stock indices on all scales during 2020–2021. Also, WLMC's high performance on the first 100-day period (January–April 2020) and a two-week scale during November 2021 – January 2022 are in the combination of cryptocurrencies with the S&P 500 stock index. The created VAR models demonstrate positive interdependence between Bitcoin and the S&P 500. The study of the ensemble of time series showed that at times of disturbances, resonant phenomena manifest in the behavior of returns of stock indices and cryptocurrencies. The leading role is played by the S&P 500 stock index, while the similar behavior of Bitcoin is manifested indirectly.

Keywords: cryptocurrencies, stock indices, discrete wavelet transform (DWT), maximum overlap discrete wavelet transform (MODWT), local multiple wavelet correlation (WLMC), VAR models.

References (in Latin): Translation / Transliteration / Transcription

1. Cryptocurrency vs. Stocks: Understanding the differences. URL: <https://online.maryville.edu/blog/cryptocurrency-vs-stocks/> (accessed 10.04.2022)
2. Cryptocurrency vs. Stocks: what's the better choice? URL: <https://n26.com/en-eu/blog/crypto-vs-stocks> (accessed 12.04.2022)
3. Liang, J., Li, L., Chen, W., Zeng, D. (2019). Towards an understanding of cryptocurrency: a comparative analysis of cryptocurrency, foreign exchange, and stock. *IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics (ISI)*. doi: 10.1109/ISI.2019.8823373
4. Caferri, R., Vidal-Tomás, D. (2021). Who raised from the abyss? A comparison between cryptocurrency and stock market dynamics during the COVID-19 pandemic. *Finance Research Letters*, Vol. 43. doi: 10.1016/j.frl.2021.101954
5. Schilling, L., and Uhlig, H. (2019). Some simple bitcoin economics. *Journal of Monetary Economics*. Vol. 106. doi:10.1016/j.jmoneco.2019.07.002
6. Daubechies, I. (1992). *Ten lectures on wavelets*. Society for industrial and applied mathematics.
7. Fernández-Macho, J. (2018). Time-localized wavelet multiple regression and correlation. *Phys. A Stat. Mech. Appl.* 492. doi:10.1016/j.physa.2017.11.050
8. Goupillaud, P., Grossmann, A., Morlet, J. (1984). Cycle-octave and related transforms in seismic signal analysis. *Geoexploration*, 23 (1).
9. Polanco-Martínez, J. M., Fernández-Macho, J., Medina-Elizalde, M. (2020). Dynamic wavelet correlation analysis for multivariate climate time series. *Scientific Reports* 10 (21277). doi: 10.1038/s41598-020-77767-8.
10. The 2021 Global crypto adoption index. URL: <https://blog.chainalysis.com/reports/2021-global-crypto-adoption-index/> (accessed 12.04.2022)
11. Kumar, A. S., Ajaz, T. (2019). Co-movement in crypto-currency markets: evidences from wavelet analysis. *Financial Innovation*. 5:33. doi:10.1186/s40854-019-0143-3
12. Liu, J., Serletis, A. (2019). Volatility in the cryptocurrency market. *Open Econ Rev* 30 (4). doi:10.1007/s11079-019-09547-5
13. Yuneline, M. H. (2019). Analysis of cryptocurrency's characteristics in four perspectives. *Journal of Asian Business and Economic Studies*. Vol. 26. No. 2. doi:10.1108/JABES-12-2018-0107
14. Liashenko, O., Kravets, T., Repetskiyi, Y. (2020). Neural Networks in Application to Cryptocurrency Exchange Modeling. *7th International Conference "Information Technology and Interactions" (IT&I-2020). Workshops Proceedings*. Vol. 2845. http://ceur-ws.org/Vol-2845/Paper_32.pdf
15. Liashenko, O., Kravets, T., Filogina, A. (2020). Volatility Modeling for Currency Pairs and Stock Indices by Means of Complex Networks. *Ekonomika*. Vol. 99 (2). doi:10.15388/Ekon.2020.2.2
16. Liashenko, O., Kravets, T., Repetskiyi, Y. (2020). Application of Artificial Intelligence to Bitcoin Course Modelling. *Вісник КНУ ім. Тараса Шевченка. Економіка*. № 2 (209). doi: 10.17721/1728-2667.2020/209-2/2
17. Goodell, J. W., Goutte, S. (2021). Co-movement of COVID-19 and bitcoin: Evidence from wavelet coherence analysis. *Finance Research Letters*, Vol. 38. doi:10.1016/j.frl.2020.101625
18. Omane-Adjepong, M., Alagidede, I. P., Dramani, J. B. (2020). COVID-19 Outbreak and Co-Movement of Global Markets: Insight from Dynamic Wavelet Correlation Analysis. In: *Wavelet Theory [Internet]. London: IntechOpen*. doi: 10.5772/intechopen.95098
19. Gallegati, M. (2007). Wavelet analysis of stock returns and aggregate economic activity. *Computational Statistics & Data Analysis*, Vol. 50 (6). doi:10.1016/j.csda.2007.07.019
20. Charfeddine, L. et al. (2019). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and conventional assets: Implications for financial investors. *Economic Modelling*. doi:10.1016/j.econmod.2019.05.016
21. Watorek, M., Kwapien, J., Drozd, S. (2022). Multifractal Cross-Correlations of Bitcoin and Ether Trading Characteristics in the Post-COVID-19 Time. *Future Internet*, 14 (215). doi:10.3390/fi14070215
22. Colonescu, C. (2016). *Principles of Econometrics with R*. URL: <https://bookdown.org/ccolonescu/RPoE4/>
23. Bitcoin. URL: <https://www.investing.com/crypto/bitcoin> (accessed 10.01.2022)
24. Ethereum. URL: <https://www.investing.com/crypto/ethereum> (accessed 12.01.2022)
25. BNB. URL: <https://www.investing.com/crypto/bnb> (accessed 11.01.2022)
26. S&P 500. URL: <https://www.investing.com/indices/us-spx-500> (accessed 11.01.2022)
27. Dow Jones Industrial Average. URL: <https://www.investing.com/indices/us-30> (accessed 12.01.2022)
28. NASDAQ Composite. URL: <https://www.investing.com/indices/nasdaq-composite> (accessed 11.01.2022)