

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

**МОДЕЛЮВАННЯ ДИНАМІКИ ПОДІБНИХ РУХІВ В ЧАСОВО-
ЧАСТОТНОМУ ПРОСТОРИ З УРАХУВАННЯМ ВПЛИВУ COVID-19 ДЛЯ
ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ТА БІТКОІНА**

Студентки 2 курсу магістратури
спеціальності 051 «Економіка»
ОНП «Економічна кібернетика»
денної форми навчання
Яковенко Наталії Олександрівни

Науковий керівник:

к. ф.-м. н., доц. Кравець Тетяна Вікторівна

Засвідчую, що в цій роботі магістра
немає запозичень із праць
інших авторів без відповідних посилань

Студент _____ (підпис)

Робота допущена до захисту перед ЕК
рішенням кафедри економічної кібернетики
від 4 травня 2022 р., протокол №13

Завідувач кафедри економічної кібернетики,
доктор економічних наук, професор
Ляшенко Олена Ігорівна

(підпис)

Київ - 2022

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить 57 ст., 26 рис., 5 табл., 84 джерел, 3 додатки

Ключові слова: вейвлет-аналіз, індекс Біткоіна, фондові індекси, VaR, copula-GARCH

Об'єкт дослідження: індекс Біткоіна та 7 фондових індексів.

Мета дослідження: аналіз подібної динаміки рядів та оцінювання ризиків Біткоіна та світових і українських фондових індексів заснований на декомпозиції часових рядів за часом і масштабам з використанням вейвлет-технологій з урахуванням впливу COVID-19.

Методи дослідження: аналіз та синтез, індукція та дедукція, комплексний та системний підхід, моделювання за допомогою методів вейвлет-аналізу, VaR та copula-GARCH на основі вейвлет-технологій.

Наукова новизна, теоретична значимість дослідження: результати можуть бути використані фінансовими аналітиками, фінансовими менеджерами та учасниками фінансових ринків, при прийнятті рішень щодо направлення грошових коштів на розглянуті фінансові ринки що для довгострокової, що для короткострокової перспективи.

RESUME

Kyiv National Taras Shevchenko University,
Faculty of Economics, Department of Economic Cybernetics

Key words: wavelet analysis, Bitcoin, stock indexes, VaR, copula-GARCH

The graduation research of student Nataliia Yakovenko “Modeling the dynamics of co-movements in the time-frequency space considering the impact of COVID-19 for stock indices and Bitcoin” deals with the modeling of the co-movements of Bitcoin and world and Ukrainian stock indices in time frequency space with the help of tools of wavelet analysis, Value at Risk and copula-GARCH based on wavelet technologies.

The work is interesting for scientist in case of investigating the nature of dependencies in the financial markets as well as financial analysts, financial managers and participants of financial markets (brokers, dealers, bankers) in order to make decisions for chosen financial markets both for the long-term and for the short-term perspective.

Pages 57, tables 5, bibliog. 84, append. 3.

Зміст

ВСТУП.....	4
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ФІНАНСОВИХ ПІДСИСТЕМ – РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ФОНДОВОГО РИНКУ	6
1.1 Розгляд Біткоіну як перспективного активу на ринку криптовалют	6
1.2 Фондові індекси як основні індикатори стану фондового ринку.....	13
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ ПОДІБНИХ РУХІВ ТА АНАЛІЗУ РИЗИКІВ ТА ВИВЧЕННЯ МІЖРИНКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ ПІД ЧАС ПАНДЕМІЇ COVID- 19 ДЛЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ	19
2.1. Основи вейвлет-аналізу	19
2.2. Множинний вейвлет-аналіз	23
2.3. Застосування вейвлет-аналізу для оцінювання ризику.....	25
2.4. Оцінювання розкладеного ряду за допомогою моделі копули	27
РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ПОДІБНОЇ ДИНАМІКИ ДЛЯ ДОХІДНОСТЕЙ БІТКОІНА ТА ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ	31
3.1. Вивчення співнапрявленості рухів дохідностей Біткоіна та фондових індексів	31
3.2. Знаходження множинної вейвлет-кореляції та множинної перехресної вейвлет кореляції для індексів	43
3.3. Оцінювання ризику для подібної динаміки рядів між Біткоіном та фондовими світовими та українськими індексами	47
3.4. Знаходження оцінки копули за допомогою вейвлет-аналізу для вивчення міжринкових зв'язків під час пандемії COVID-19.....	53
ВИСНОВКИ	56
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	58
ДОДАТКИ	66

ВСТУП

Для сучасного інформаційно-економічного середовища з поглибленням процесів глобалізації посилюється важливість фінансового ринку як сфери економічних відносин кожної країни. В той же час, фондовий ринок є підсистемою, індикатором, завдяки якому може полегшуватися забезпечення стійкого економічного зростання й стабільності за допомогою залучення інвестицій та перерозподілу їх у реальний сектор економіки. Тому дослідження фондових індексів – найяскравішого індикатору фондового ринку, є безумовно актуальним питанням.

Моделювання динаміки фінансових ринків уже протягом багатьох років залишається головною проблемою як для суб'єктів ринку, так і для науковців. Останні тенденції, що спостерігаються на фінансових ринках, зокрема високий рівень складності процесів, нерегулярність поведінки, неочікувані різкі зміни динаміки, спричинили деякі зміни в концепції моделювання фінансових ринків, тому в даній роботі запропоновано застосувати вейвлет-технології для вирішення цієї проблеми [2].

Вагомий внесок в теорію вейвлетів внесли P. Goupillaud, J. Morlet, I. Daubechies, які започаткували основи неперервного та дискретного вейвлет-перетворень. В процесі дослідження властивостей фінансових ринків засоби вейвлет-аналізу використовували E. Carobianco, V. Fernandez, R. Gene cay, H. Lee та J. Ramsey. Серед вітчизняних та російських вчених застосуванням вейвлет-аналізу до економічних досліджень займались Астаф'єва Н. М., Субботін О. В., Воробйов В. І., Деревенцев В. Д., Сердюк О. А., Соловйов В. М. Проблема аналізу та моделювання поведінки фондових та валютних ринків, валютних котирувань та біржових індексів знайшла своє відображення у роботах, де пропонувались підходи з використанням неперервних і дискретних вейвлет-перетворень [1, 3-5, 6-9], вейвлет-когерентності [5, 10] та множинної вейвлет-кореляції [11-13].

Об'єктом дослідження роботи є індекс Біткоіна та світові біржові фондові індекси – індекс Доу-Джонса, FTSE 100 та S&P 500 і українські фондові індекси – індекс PFTS, UX, UTX та Dragon Capital.

Предметом дослідження є моделювання за допомогою методів вейвлет-аналізу – перехресне вейвлет-перетворення, вейвлет-когерентність, множинна вейвлет-кореляція, VaR та модель копули на основі вейвлет-технологій.

Метою дослідження є аналіз подібної динаміки рядів та оцінювання ризиків Біткоіна та світових і українських фондових індексів заснований на декомпозиції часових рядів за часом і масштабом з використанням вейвлет-технологій з урахуванням впливу COVID-19.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати наступні завдання:

- дослідити подібну динаміку рядів за допомогою вейвлет-перетворень, вейвлет-когерентності та множинної вейвлет-кореляції;
- оцінити несистематичний ризик за допомогою популярного інструмента оцінки ризиків – Value at Risk на основі вейвлет-технологій;
- оцінити за допомогою моделі копули на основі вейвлет-технологій динаміку подібних рухів з урахуванням впливу COVID-19.

В Розділі 1 розглянуті фінансові підсистеми – ринок криптовалют та фондовий ринок, їх сутність та структура. Представлено огляд світових та українських фондових індексів та розглянуто криптовалюту Біткоін. В Розділі 2 представлені теоретичні засади вейвлет-аналізу та подано теоретичний опис і математичне обґрунтування застосування вейвлет-аналізу. Третій розділ присвячений реалізації методів вейвлет-аналізу для вибраних часових рядів фондових індексів та індексу Біткоіна в часово-частотному просторі з врахуванням впливу пандемії коронавірусу.

Апробація роботи: отримані результати роботи пройшли апробацію на конференції «Шевченківська весна 2022» в секції «Моделювання та інформаційні технології в економіці: напрями розвитку та адаптація» в квітні 2022 р.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ФІНАНСОВИХ ПІДСИСТЕМ – РИНКУ КРИПТОВАЛЮТ ТА ФОНДОВОГО РИНКУ

1.1 Розгляд Біткоіну як перспективного активу на ринку криптовалют

Швидкі процеси глобалізації світової економіки, що знаходять своє відображення в фінансовій сфері сучасного інформаційно-економічного середовища з одного боку створюють нові можливості щодо фінансування реального сектору економіки, а з іншого посилюють загрозу поглинання фінансової системи країни із слабким фінансовим сектором [14]. Враховуючи трансформаційні перетворення економіки, фінансовий ринок набуває характеристик притаманних джерелу інвестиційних ресурсів, що допомагає забезпечувати ефективне акумулювання коштів та економічно доцільне задоволення інвестиційного попиту економічних агентів на ресурси як коротко-, так і довгострокового характеру [15].

Як інноваційний продукт криптовалюта має великий потенціал для впливу на фінансовий ринок та національну економіку загалом. За своєю природою вона не піддається впливу інфляції, відповідно її не потрібно ні девальвувати, ні ревальвувати. Її використання дозволяє скоротити операційні витрати, уникнути пасток валютної системи. Кількість монет у цій системі зростає з певною швидкістю, закладеною таким чином, щоб вона збігалася зі швидкістю видобутку золота на планеті.

З використанням криптовалюти, для національних монетарних систем можливо навести наступні ризики: зниження курсу національної валюти, послаблення банків та діяльності державних фінансових структур особливо щодо відсутності контролю за транзакціями через їх цілковиту анонімність. Можливість прямих транзакцій між гаманцями користувачів позбавляє банків отримання своєї частки прибутку від міжбанківських операцій. В цій ситуації держава може лише слідкувати за курсами криптовалют і здешевлювати вартість банківських транзакцій [16].

Поява на ринку великої кількості криптовалют відкрила нові можливості. Оскільки, для того щоб зменшити ризик за портфелем у процесі його

диверсифікації, використовують цінні папери, дохід за якими мало корельований. Чим менш корельовані цінні папери в портфелі, тим більшого ефекту можна досягти в результаті диверсифікації. Причому результат диверсифікації буде кращим у тому разі, коли цінні папери в портфелі не тільки мало корельовані між собою, а й не дуже корелюють з доходністю ринкового портфеля цінних паперів.

Для криптовалют характерні наступні риси:

1. більша доходність у порівнянні з класичними активами;
2. більший ризик у порівнянні з класичними активами;
3. їх доходності не корельовані з доходностями традиційних активів.

Таким чином, маємо, що включення криптовалюти до традиційних інвестиційних портфелів дозволить інвестору отримати додаткову доходність та знизити загальний ризик.

Зазначимо, що поява та активізація торгівлі криптовалютами викликає підвищений інтерес у суспільстві, однак у свідомості більшості громадян така діяльність асоціюється насамперед зі спекулятивними мотивами, котрі традиційно сприймаються негативним чином.

Трактування торгівлі криптовалютами як суто спекулятивної діяльності підриває довіру суспільства до фінансових інновацій, що виникають на глобальних ринках у відповідь на потреби його учасників. Таким чином, питання збереження довіри громадян до фінансової сфери в умовах глобальних викликів розглядається як основа подальшого розвитку [16].

Формування довіри суспільства до нових фінансових активів – криптовалют варто розглядати як основну передумову успішного функціонування й розбудови даного сегмента фінансових інновацій. Складовою зазначеного процесу є зміна думки громадськості в напрямі позитивної ролі й характеру спекуляції, зокрема на ринку криптовалют.

Передбачуваність ринку криптовалют досі залишається недостатньо вивченим питанням. Деякі вчені зазначають, що передбачуваність є несумісною

із Гіпотезою Ефективною Ринку, відповідно до якої ціни повинні дотримуватись випадкового блукання [17].

Ринок криптовалюти - це відносно молодий ринок, він може запропонувати більше можливостей для отримання аномально великих прибутків шляхом прийняття торгових стратегій, що використовують календарні аномалії. В літературі були проведені дослідження кореляційних залежностей на криптовалютних ринках, в ході яких було виявлено ненормальна статистика кореляцій між коливаннями цін (Gkillas і ін., 2018) і їх відносинами з деномінованими валютами (Szetela і ін., 2016). Сигнали настроїв в соціальних мережах і Твіттері використовувалися для прогнозування і прогнозування для деяких з цих валют (Kim et al. 2016 року; Kaminski 2014 року). Основна увага до цих пір було зосереджено на Bitcoin з невеликою кількістю опублікованих досліджень за іншими криптовалютами.

Поява криптографічних валют привернула значний інвестиційний капітал протягом останніх років. Темпи зростання ринкової капіталізації, обсягів торгів, а також цін на певні криптовалюти мають експоненціальний тренд, що є індикатором того, що зміни на ринку криптовалют можуть відбуватися в дуже стрімких темпах [18].

Підвищення інтересу до криптовалют в значній мірі обумовлено тим, що їх застосування може спрогнозувати майбутнє та розвиток багатьох важливих аспектів реальної економічної діяльності. Наприклад, Yermack [26] висуває аргумент про те, що Біткоїн, хоча і вразливий для спекуляцій, широко використовується в фінансовій сфері. Крім того, авторами Fernandez-Villaverde та Sanches [25]; Bordo та Levin [28], а також Schilling та Uhlig [29] були проведені дослідження щодо наслідків в зв'язку з швидким розвитком криптовалютних ринків та відповідну грошово-кредитну політику.

Сучасний світовий ринок криптовалют являє собою сукупність всіх існуючих на даний момент криптовалют та інфраструктури, яка їх забезпечує. Інфраструктура ринку криптовалюти має свої особливості, що відрізняють її від

традиційної. Зазначимо, у кожної криптовалюти є своя власна інфраструктура, яка обумовлена потребами ринку даної криптовалюти [22].

Розвиненість інфраструктури, в тому числі кількість організацій, що представляють її, налагодженість їх взаємодії, багато в чому забезпечує просування криптовалюти і її конкурентоспроможність на загальному ринку криптовалют. Основними елементами інфраструктури ринку криптовалюти є майнери, біржі, гаманці, платіжні компанії – ключові гравці, на яких тримається і які сприяють розвитку ринку практично кожної криптовалюти [20].

В останні часи особливою увагою серед інвесторів користується Біткоїн, який є найбільшою криптовалютою з точки зору ринкової капіталізації, в порівнянні з більш ніж на сто криптовалютами. Незважаючи на те, що науковці переважно не визнають Біткоїн як валюту через високий рівень волатильності і факту, що Біткоїн не підтримується центральним банком, він все ще приймається альтернативною, хоча й спекулятивною інвестицією. Насправді, колись оголошена як типова «фінансова бульбашка» фінансовими гігантами, такими як JP Morgan, Goldman Sachs і George Soros, тепер Біткоїн розглядається як новий актив для інвесторів і включається до їх портфелів [4].

Біткоїни — це електронна платіжна система, яка використовує ту саму платіжну одиницю. Система децентралізована і не має адміністратора. Замість звичної ієрархії використовується технологія цифрової головної бухгалтерської книги (digital public ledger). Ця технологія зберігає дані про всі транзакції не на одному сервері, а на різних комп'ютерах, підключених до платіжної системи.

Платіжний блок біткоїн — це програмний онлайн-код, який не може регулюватися жодною країною або органами банківського нагляду в усьому світі. Можливо купити біткоїни, купуючи або «генеруючи». Оскільки жодна система органів не контролюється, обмінний курс встановлюється не директивним чином, а шляхом встановлення балансу між попитом і пропозицією на біткойн. Однак баланс може бути дуже умовним, адже крім об'єктивних факторів ціноутворення, існує велика кількість і суб'єктивних [16].

Найважливішою відмінністю біткоіна від фідуціарних грошей є відсутність боргових зобов'язань емітента. Біткоіни повертаються у валюту за поточним курсом, який, як згадувалося вище, може бути дуже нестабільним. Оскільки правовий статус криптовалют повністю не визначений, покупка товарів, як і будь-яких інших матеріальних благ, за біткоін можлива лише за умови, що постачальник готовий прийняти криптовалюту як засіб платежу. Біткоін – первинна сходинка історії криптовалют. Біткоін починався з концепції – документа, який потрапив до друку 31 жовтня 2008 року, підписаного невідомою особою, яка працювала під псевдонімом Сатоши Накамото (Satoshi Nakamoto) [23].

За кількістю майданчиків, які торгують криптовалютою найбільшими є США, Китай, Нідерланди, Німеччина, Великобританія. За результатами дослідження від аналітиків Citibank, Україна входить до четвірки країн за розміром Біткоін-ринку – він сягнув 2,5 млрд доларів. Тобто, приблизно 2,5% ВВП. При цьому експерти бачать пряму кореляцію між рівнем тіньової економіки та поширеністю криптовалюти. Так, близькими до України є результати Росії (5% від ВВП), Нової Зеландії (4% від ВВП) і Нігерії (3,5% від ВВП) [21].

Біткоін пропонує систему платежів, в котрій в отримувача більше немає потреби довіряти «третьій стороні» (різним банківським установам або державі) перевірку платоспроможності відправника в межах обумовленої заздалегідь суми. Рішення цієї проблеми покладають на комп'ютерну програму, яку неможливо зруйнувати, яка має розгалужену систему та котра неспроможна вводити в оману суб'єктів економіки. Однак це не позбавляє криптовалюту цілі завоювати довіру суспільства, що необхідно, щоб отримати можливість виконувати свої функції в повному обсязі [22].

Біткоін дозволяє досягти надзвичайно високого рівня безпеки. Користувачі можуть шифрувати чи робити резервну копію свого електронного гаманця, а пристрої для зберігання біткоінів можуть у майбутньому набагато ускладнити крадіжку чи втрату грошей. Біткоін збільшує глобальну доступність

торгівлі та може допомогти процвітанням світової торгівлі. Завдяки використанню криптографії, здійснення безпечних платежів можливе без використання повільних послуг та дорогих посередників [24].

Бонусна валюта функціонує як засіб обміну, як сховище цінностей і як розрахункова одиниця, однак біткоіни в основному не відповідають цим критеріям. Біткойн домігся лише мізерних споживчих угод. Обсяг, в середньому набагато менше однієї щоденної угоди для тих небагатьох торговців, які її приймають. Його волатильність значно вище, ніж волатильність широко використовуваних валют, що накладає великий відбиток на короткострокову перспективу ризик для користувачів.

Щоденні обмінні курси Bitcoin демонструють практично нульову кореляцію з широко використовуваними валютами і золотом, що робить bitcoin марним для управління ризиками і надзвичайно важким для його власників для хеджування. Ціни на біткойни на споживчі товари вимагають багатьох десяткових знаків з провідними нулями, що турбує учасників роздрібного ринку. Bitcoin стикається з щоденними ризиками кібератак, йому не вистачає доступу до банківської системи зі страхуванням вкладів і він не використовується для деномінації споживчого кредитування або кредитних договорів. Маємо, що біткойн поводить себе скоріше як спекулятивна інвестиція, ніж як валюта.

Нижче наведемо основні переваги Біткоіну:

1. Відсутність інфляції, адже вона виникає через переповнення каналів обігу грошовою масою понад потреби товарообігу, що викликає знецінювання грошової одиниці й ріст цін, що не відповідає для Біткоіна.

2. Анонімність. Кожен користувач зберігає інформацію про всі виконані транзакції і кількість біткойнів у гаманці, а інститути не мають можливості контролювати обмін монетами між гаманцями користувачів, що скорочує надходження податків до державного бюджету.

3. Значна економія витрат на емісію грошей. Оскільки система Біткоіну є нематеріальною, то виготовлення монет і друкування банкнот, а також пов'язані

з цим витрати на обслуговування, стануть непотрібним. Таким чином відбувається можливе спрощення банківської, фінансової системи, тощо [18].

Розглянемо основні недоліки Біткоіна:

1. Анонімність переказу коштів, що обумовлює відсутність контролю з боку держави та сприяє виведенню коштів з країни та може спричинити розвитку ринку нелегальних товарів.

2. Дефляційна природа валюти, що призводить до скорочення витрат населення і збільшення їх накопичень, що здійснює негативний вплив на економіку країни в цілому [17].

Для того, щоб користуватися інструментами, вкладеними в біткоін, потрібно мати доступ до Інтернету, програмне забезпечення та пароль із власного гаманця. Незалежно від географічного положення, громадянства та інших факторів, особа може використовувати свої гроші без сплати податків на імпорт або вивезення капіталу, декларувати ці кошти або навіть повідомляти владу своєї країни або країни, до якої відбувся переказ. Фактично використання біткоіна робить господарюючий суб'єкт незалежним від регулюючих фінансових установ, банків та правоохоронних органів.

Криптовалютні системи роблять капітал повністю вільним, що є негативним фактором для національних банків різних країн, оскільки контроль за рухом капіталу є одним з основних джерел влади. Популярність криптовалюти загрожує стабільності національних валют, підриваючи тим самим статус світових резервних валют, які можуть повністю замінити саму криптовалюту.

Біткоіни є найзручнішим засобом оплати, зберігання та накопичення. Звичайно, різкі коливання вартості цієї криптовалюти приносять дохід центральним банкам світу, які мають можливість заявити про небезпеку зберігання коштів у біткоінах. Проте стабілізація курсу та відсутність інфляції означають, що економічно активна частина населення відмовиться від національної валюти на користь криптовалюти. Тому фінустанови змушені вимагати заборони на його використання [22].

1.2 Фондові індекси як основні індикатори стану фондового ринку

Фондовий ринок будь-якої країни є важливим елементом її економіки, який безпосередньо впливає на розвиток держави та її суб'єктів. Фондовий ринок як важлива складова фінансової системи являє собою нову інвестиційну альтернативу для інвесторів для диверсифікації свого портфеля [15].

З огляду на інтенсивно-зростаючий попит на фінансові інструменти з боку інвестиційної спільноти, а також в умовах розвитку портфельного інвестування, фондові індекси найбільш часто використовуються як базовий актив для створення таких фінансових інструментів, як ф'ючерси й опціони [13].

На кожному фондовому майданчику використовуються певні фондові індекси, які характеризують стан фондового ринку певної країни. Значення фондових індексів розраховується на підставі вартості акцій провідних компаній (в певній пропорції), що входять в розрахункову базу індексу. Незважаючи на те, що існує різноманіття фондових індексів, на кожному торговому майданчику прийнято виокремлювати лише найбільш важливі, які найбільш наближено відображають стан фондового ринку і економіки країни [4].

Фондові індекси, які є індикаторами стану економіки (загальна характеристика макроекономічної ситуації та інвестиційного клімату) в межах певної країни, належать до категорії національних фондових індексів. Такі індикатори не відстежують кон'юнктуру внутрішнього ринку, а дають загальну картину тенденцій національного фондового ринку. Характерною особливістю індексів цього є те, що вони базуються на широкому виборі, що дозволяє розподілити галузеві компоненти індикатора, що впливає на значення індексу, яке визначається фундаментальним аналізом ринку. До таких індексів належать: Standard and Poor's 500, Nikkei-225, Dow Jones, FT-Actuaries All Share Index, Composite DAX, SBF-250, Інтегрований індекс фондового ринку України та інші.

Визначаючи особливості використання фондових індексів, доцільно відзначити їх прогностичні властивості. Механізм інвестування ринку цінних паперів – це альтернативний спосіб вивчення можливого майбутнього розвитку

(тенденцій, циклів, тенденцій) фондового ринку, структури ймовірних траєкторій на основі використання індексів.

Прогнозування на базі фондових індексів ґрунтується не тільки на якісних, але і на кількісних параметрах і тому дозволяє характеризувати майбутній стан ринку також і кількісно [30].

За рівнем розвитку фондового ринку фондові індекси класифікують як індекси країн із розвинутим фондовим ринком (Developed markets), індекси країн із фондовим ринком, що розвивається (Emerging markets) та індекси країн із граничним фондовим ринком.

До розвинутих фондових ринків (Developed markets) відносять ринки США, Канади, Австрії, Бельгії, Фінляндії, Франції, Данії та інші, які забезпечують близько 90% загального обсягу ринку акцій.

До фондових ринків, що розвиваються (Emerging markets), належать ринки Бразилії, Чилі, Колумбії, Мексики, Перу, Чеської Республіки, Єгипту, Угорщини та інші. Країни, що розвиваються, можуть бути окреслені значно меншим, але постійним зростанням ВВП на душу населення на відміну від розвинутих. Вони показують відносну політичну й економічну стабільність, мають конвертовану валюту, створюють можливості для вкладання іноземного капіталу у свою економіку.

До фондових ринків, які є граничними (Frontier markets), належать ринки України, Кенії, Нігерії, Тунісу, Зімбабве, Аргентини, Колумбії, Пакистану, Кіпру, Литви, Словацької Республіки, тощо[19].

Фондові індекси є найбільш поширеними інструментами фінансового для проведення аналізу фондового ринку у міжнародній практиці, так як досить повно відображають характер усіх форм коливання пропорцій попиту і пропозиції на цінні папери та використовуються інвесторами як джерело інформації для формування ефективної інвестиційної стратегії, корегування фінансової політики, прийняття економічно обґрунтованих рішень.

Будучи індикатором стану економіки, фондовий індекс може відображати довготермінові тенденції розвитку економіки, розбіжності у рівнях розвитку

галузей промисловості, що є важливим для органів державного регулювання економіки, великий бізнес. Фондовий індекс в якості індикатора та інструмента аналізу і прогнозування кон'юнктури ринку є важливим для професійних учасників ринку цінних паперів, у першу чергу – інвесторів та менеджерів портфельних інвестицій.

Як основа для інструментів хеджування на фінансовому ринку — ф'ючерсних й опціонних контрактів, фінансовий індекс використовується менеджерами великих інвестиційних фондів та біржовими спекулянтами. Як індикатор портфеля акцій й орієнтир при оцінці ефективності управління портфелями клієнтів, у тому числі і при управлінні інвестиційними фондами, біржовий індекс є вагомим для фінансових менеджерів з управління активами [31].

Використання фондових індексів обумовлено припущенням, що коливання цін на акції декількох десятків провідних компаній відповідають коливанням цін на всі інші акції, що засновані на загальному коливанні та зміні у попиті та пропозиції цінних паперів у цілому на фондовому ринку. Важливе значення має сукупність фондових індексів, яка дозволяє виявити зміни індексу протягом певного періоду та визначити загальний напрямок руху ринку [30].

Зупинимось детальніше на трьох відомих світових індексах – індекси Доу-Джонса, FTSE 100, S&P 500 та на деяких українських фондових індексах.

Найбільш розповсюдженими індикаторами для стану фінансового ринку є фондовий індекс Доу-Джонса. Промисловий індекс Доу-Джонса є показником ринкової активності, він розраховується як простий середній показник руху курсів акцій 30 найбільших промислових компаній всіх галузей за винятком транспортної та комунальних послуг, акції яких котируються на Нью-Йоркській фондовій біржі (20% курсової вартості цінних паперів) [20].

Компоненти індексу можуть змінюватися залежно від позицій найбільших корпорацій в економіці США і на ринку. Індекс розраховується шляхом додавання цін акцій компаній, які включені в лістинг на момент закриття біржі, і ділення отриманої суми на кількість акцій, які обертаються на ринку.

Зазначимо, що суть індексу Доу-Джонса полягає у тому що, якщо криві середнього курсу акцій компаній ідуть угору і не опускаються нижче позначок, які були найгіршими в недавньому минулому, має місце позжвавлення в економіці, і акції варто купувати [31].

Індекс FTSE 100 – британський фондовий індекс, що вираховується незалежною організацією FTSE Group, що спільно належить Financial Times і Лондонській фондовій біржі і є основним індикатором британського ринку акцій. Розрахунок індексу здійснює з 3 січня 1984 роки з рівня 1000 пунктів агентством Financial Times.

Індекс FTSE 100 включає 100 найбільших компаній за ринковою капіталізацією, акції яких котируються на Лондонській фондовій біржі (компанії займають 81 % капіталізації біржі). У Великобританії FTSE 100 використовується великими інвесторами, біржовими брокерами, фінансовими експертами та засобами масової інформації як головний індикатор функціонування фондового ринку [32].

Індекс S&P 500 є індексом фондового ринку акцій Standard & Poor's, що вимірює показники діяльності 500 найбільших компаній NYSE і NASDAQ, що охоплює за капіталізацією 75 % всього фондового ринку США. Оскільки індекс S&P 500 розраховується на базі даних про торги акціями, які входять у лістинг як біржі NYSE, так і NASDAQ, то це демонструє більш повну зміну ситуації на всьому ринку, а не лише на його сегменті, контрольованому тим чи іншим торговельним майданчиком [33].

Українські фондові індекси почали активно впроваджуватися починаючи з 1997 року. Прогнозування стану фондового ринку певною мірою передбачає використання ключових фондових індексів, що розробляються або організаторами торгів, або великими фондовими компаніями.

Індекс ПФТС (індекс Першої Фондової Торгової Системи) — цінний індекс, загальновизнаний з боку професійних учасників ринку цінних паперів України та світової спільноти, є зваженим за обсягом емісії, що реально доступна

для широкого кола інвесторів. Індекс ПФТС вважається основним показником ділової активності українського фондового ринку.

Перелік акцій для розрахунку Індексу ПФТС формується з цінних паперів, що входять до Біржового списку ПФТС, на основі даних про ринкову капіталізацію, обсяг торгів, кількість угод та інших факторів, що впливають на ліквідність акцій. Індекс ПФТС враховує в середньому близько 3/4 угод, що укладаються на організованому фондовому ринку України [20].

Індекс UX (індекс Української біржі) — український фондовий індекс, який обчислюється за результатами торгів на Українській біржі; це найперший в український онлайн-індекс, значення якого публікується кожні чверть хвилини і демонструється усім учасникам торгів через фондовий термінал та сайт майданчика.

Вперше обчислення та показ індексу UX відбулося в квітні 2009 року. Починаючи від березня 2009 року, значення індексу було взято за 500. Нині індекс UX розраховується на основі цін 15 акцій «блакитних фішок» України — акцій найбільших компаній України, провідних компаній у своїх сферах. Індекс UX, в поєднанні з індексом ПФТС вважають основними показниками стану українського фондового ринку [22].

Індекс UTX (український торговий індекс) - один з наймолодших українських фондових індексів, але, разом з тим, і один з найбільш перспективних. Це перший український фондовий індекс, який розраховується за кордоном, на Віденській фондовій біржі. Він розраховується з 2007 року на підставі динаміки цін десятка лідерів ринку на біржі ПФТС. На думку експертів, цей індекс більш вдалий, ніж індекс ПФТС, він більш об'єктивно відображає загальну динаміку цінних паперів на біржі ПФТС [30].

Індекс Dragon Capital (KPDCI USD) – український фондовий індекс, що на відміну від попередніх індексів, розраховується учасником ринку – компанією «Dragon Capital» і відображає динаміку котирувань акцій десяти найбільш ліквідних компаній. Вперше індекс було розраховано 5 травня 1997 року. На дату початку розрахунку він дорівнював 1000. Існують два головні критерії

розрахунку індексу – правильний вибір компаній, що складають його базу, і використання об'єктивних ринкових цін, які можуть відрізнятися від розкритих в торговельній системі [30].

Враховуючи подібну динаміку рядів учасники ринку виграють від додаткової інформації щодо розподілу активів та формування портфелю. Поведінка фондових крос-ринків відрізняється як в часі, так і в залежності від учасників, що діють на підвищення або на пониження.

Таким чином, динамічний, нелінійний та асиметричний характер поведінки унеможлиблює використання лінійної кореляції для вирішення питань з приводу формування портфелю і призводить до неправдивих оцінок при розподілі активів та прийнятті оптимальних рішень [4].

Беручи до уваги вищенаведений факт, врахування подібної динаміки індексів між фінансовими часовими рядами стало все більш важливим, ніж будь-коли за останні два десятиліття, особливо під час глобальної фінансової кризи (2008-2009), інших економічних потрясінь та кризи, що була спричинена пандемією COVID-19, що мали місце внаслідок складної ситуації на світовій арені та зокрема в Україні. Глобалізація та зростаюча інтеграція між традиційними фінансовими активами (звичайні акції, валютні активи та інші) призвели до посилення таких криз.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ ПОДІБНИХ РУХІВ ТА АНАЛІЗУ РИЗИКІВ ТА ВИВЧЕННЯ МІЖРИНКОВИХ ЗВ'ЯЗКІВ ПІД ЧАС ПАНДЕМІЇ COVID-19 ДЛЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ

2.1. Основи вейвлет-аналізу

Для дослідження подібної динаміки фінансових рядів застосовуються підходи як для перехресного вейвлет-аналізу, так і для вейвлет-аналізу когерентності. Вейвлет-аналіз є популярним інструментом для аналізу нелінійної кореляції фінансових рядів. Даний підхід може бути корисним для трейдерів, зацікавлених короткостроковою подібною динамікою рядів та інституційних інвесторів, які приймають рішення виходячи з довгострокової альтернативи.

Підхід вейвлет-когерентності аналізує динаміку подібності рухів між Біткоіном та світовими і українськими фондовими індексами з плином часу і на різних періодах від найнижчого до найвищого періоду, які розкладають ряди на низькі (високі) частотні рухи, коли вейвлет-перетворення розтягуються (стискаються) у довгу (коротку) вейвлет-функцію.

Згадана декомпозиція є надзвичайно важливою, оскільки вона враховує різну поведінку інвесторів, оскільки деякі інвестори (трейдери та менеджери портфельів) орієнтовані на роботу з короткостроковими дохідностями від інвестування, а інші – інституційні інвестори, інвестуючи, орієнтуються на довгострокову перспективу. За допомогою даного методу ізолюються повільні та стійкі рухи та визначається потенціал побічних ефектів, криз, переваг диверсифікації та ризику зниження.

Хвильовий спектр вейвлетів може призвести до неоднозначних результатів, оскільки, якщо один з спектрів є локальним, а інший показує дуже високий стрибок, то стрибок, що генерується в перехресному спектрі, є множенням неперервного вейвлет-перетворення двох часових рядів, що не можна віднести до взаємовідносин між двома рядами. З цієї причини також застосовується аналіз вейвлет когерентності для визначення значущих

взаємозв'язків між двома часовими рядами як в діапазонах періодів, так і в часових інтервалах [4].

Зупинимося детальніше на основах вейвлет-аналізу. В загальному, вейвлет-аналіз широко використовується в обробці сигналів, для розкладення часового ряду на серію ієрархічних «апроксимацій» і «деталей» (багаточастотний аналіз), а також для розкладення варіації (енергії) сигналу по частотах [1, 3, 5].

Неперервне вейвлет-перетворення (НВП) вхідного сигналу $f(t)$ може бути записано наступним чином [36, 37]:

$$\gamma(s, \tau) = \int f(t) \bar{\psi}_{s, \tau}(t) dt.$$

де $\psi_{s, \tau}(t)$ – дочірні вейвлети, побудовані з материнського вейвлету $\psi(t)$ за допомогою операцій масштабування та зсуву.

Обернене вейвлет-перетворення, що відновлює початковий сигнал $f(t)$, виглядає наступним чином:

$$f(t) = \iint \gamma(s, \tau) \psi_{s, \tau}(t) ds d\tau.$$

Для обробки часових рядів часто використовується дискретне вейвлет-перетворення (ДВП):

$$f(t) = \sum_{j, k} \gamma(j, k) \psi_{j, k}(t).$$

Для зменшення набору вейвлетів у базисі застосовується низькочастотний фільтр, який в ДВП зображується функцією масштабування $\varphi(t)$. Оскільки вхідний сигнал $f(t)$ може бути виражений за допомогою вейвлетів аж до масштабу (рівня) $j-1$, то його можна представити за допомогою функції масштабування $\varphi(t)$ аж до масштабу j :

$$f(t) = \sum_k \lambda_j(k) \varphi(2^j t - k).$$

Переходячи в наведеному рівнянні до масштабу $j-1$, щоб не втратити рівень деталізації, необхідно додати вейвлети:

$$f(t) = \sum_k \lambda_{j-1}(k) \varphi(2^{j-1}t - k) + \sum_k \gamma_{j-1}(k) \psi(2^{j-1}t - k).$$

Якщо продовжити зменшувати масштаб, додаючи вейвлети, то отримаємо розвинення функції у вейвлетні ряди на масштабі j у спрощеному вигляді:

$$f(t) = \sum_k \lambda_i(k) \varphi_{i,k}(t) + \sum_k \sum_{j=i}^{\infty} \gamma_j(k) \psi_{j,k}(t).$$

де $\lambda_i(k)$ називаються коефіцієнтами апроксимації, а $\gamma_j(k)$ – коефіцієнтами деталізації. Перша сума в наведеного рівняння містить усереднені (з ваговими функціями $\varphi_{i,k}(t)$) значення функції $f(t)$ по діадним інтервалам $[k \cdot 2^{-j}, (k+1) \cdot 2^{-j}]$, друга – значення флуктуацій на цих інтервалах. Таким чином, перша сума дає згладжені середні значення функції на $f(t)$ -му рівні масштабування, друга сума додає до вибраної апроксимації сигналу все більш дрібні деталі на все менших масштабних інтервалах [3, 4].

Наступним кроком, дослідимо взаємозв'язки між Біткоїном та дохідностями міжнародних та українських фондових індексів за допомогою перехресного вейвлет-когерентного підходу з різницею в фазах для аналізу часових періодів взаємозв'язку Біткоїна та фондових індексів.

Перехресний вейвлет когерентний підхід визначається як коефіцієнт кореляції в часово-частотному просторі в той час як різниця фаз надає інформацію про синхронізацію чи затримки між подібною динамікою рядів [5, 10].

Відповідно до Агіяра-Конрарія, крос вейвлет когерентний підхід також може визначатися як відношення крос-спектру двох рядів до добутку спектрів двох рядів та може бути визначений як кореляція як у часовій та частотній області між двома рядами. Подібно до традиційних коефіцієнтів кореляції, коефіцієнти вейвлет когерентності наближаються до одиниці в випадку більшої кореляції та в випадку меншої кореляції прямують до нуля. Рівні вейвлет спектрів зображують за допомогою дисперсії рядів, тобто більша дисперсія в

рівнях вейвлет спектрів відповідає вищим рівням. Специфікація вейвлет когеренції між двома рядами була запропонована Торренсом та Вебстером [34]:

$$R_n^2 = \frac{|S(s^{-1}W_n^{xy}(s))|^2}{S(s^{-1}|W_n^x(s)|^2)S(s^{-1}|W_n^y(s)|^2)} \quad (1)$$

У вищенаведеному рівнянні S позначає оператор згладжування. Також його можливо розглядати як традиційний коефіцієнт кореляції, що пояснює вейвлет-когерентність як локальний коефіцієнт кореляції у часово-частотному просторі. Тому можна переписати рівняння (1), якщо значення функції згладжування дорівнює одиниці з ускладненням за шкалою часу.

$$(W) = S_{Scale} \left(S_{Time} (W_n(s)) \right) \quad (2)$$

У рівнянні (2), S_{Scale} і наведені ускладнення висвітлюють згладжування вздовж вейвлет осі і часу відповідно. Вагова функція і функція Гауса використовуються для згортання масштабу і часу відповідно [9]. Сформулюємо рівень згладжування згідно з вейвлетом Морле, як показано нижче:

$$S_{time} (W) \Big|_s = \left(W_n(s) \cdot c_1^{-t^2/2s^2} \right) \Big|_s \quad (3)$$

$$S_{scale} (W) \Big|_n = \left(W_n(s) \cdot c_2 \Pi(0.6s) \right) \Big|_n \quad (4)$$

У наведених вище рівняннях c_1 і c_2 представляють нормовані константи з Π , що вказує на періодичність функції. Можна також визначити коефіцієнти та нормалізовані коефіцієнти безпосередньо та опосередковано, відповідно. Використаємо симуляції Монте-Карло для аналізу розподілу вейвлет когерентності та оцінки різниці фаз через середнє значення та довірчий інтервал відповідних часових рядів. Таким чином, вираз для середньої фази з різними кутами $(a_i, i = 1, \dots, n)$ представимо як:

$$a_m = \arg(X, Y) \text{ з } X = \sum_{i=1}^n \cos(a_i) \text{ і } Y = \sum_{i=1}^n \sin(a_i) \quad (5)$$

Для оцінки надійного довірчого інтервалу для середнього кута, незалежність фазових кутів представляється за допомогою наступної техніки: можливо встановити дозвіл масштабу, щоб встановити різноманітні кути, де

більш високий дозвіл означає більш високі кути. Задамо кругове стандартне відхилення:

$$s = \sqrt{-2 \ln(R/n)} \quad (6)$$

R у наведеному вище рівнянні дорівнює $\sqrt{(X^2 + Y^2)}$, а кругове стандартне відхилення має аналогічний сенс, як традиційне стандартне відхилення. Для визначення статистичного рівня значущості використаємо симуляції Монте-Карло, в яких довжину затримки фази можна визначимо як:

$$\phi_{x,y} = \tan^{-1} \frac{I\{W_n^{xy}\}}{R\{W_n^{xy}\}}, \phi_{x,y} \in [-\pi, \pi] \quad (7)$$

I і R в рівнянні (7) позначають дійсну і уявну частини відповідно. Можливо охарактеризувати різницю фаз між двома змінними, використовуючи різницю в шляхах, що пройдені двома хвилями. Різниця фаз, що має нульове значення, вказує, що обидві змінні переміщуються з заданою частотою. Перший ряд X відстає від часового ряду Y , якщо $\phi_{x,y} \in [0, \pi/2]$. З іншого боку, ряд X займає провідну позицію, якщо, $\phi_{x,y} \in [-\pi/2, 0]$. Якщо ж існує негативний зв'язок між двома часовими рядами, тобто що характеризується антифазовим відношенням або різницею фаз π чи $(-\pi)$, то маємо, що $\phi_{x,y} \in [-\pi/2, \pi] \cup [-\pi, \pi/2]$. Однак, якщо $\phi_{x,y} \in [\pi/2, \pi]$, то перший ряд X займає провідну позицію, а якщо $\phi_{x,y} \in [-\pi/2, -\pi]$, то перший ряд X відстає від часового ряду Y .

2.2. Множинний вейвлет-аналіз

Для розуміння співвідношення індексів між собою в короткостроковій, середньостроковій і довгостроковій перспективі, застосуємо множинний вейвлет-аналіз. На відміну від двовимірного аналізу, множинна вейвлет-кореляція (МВК), розроблена Fernandez-Macho [11], дозволяє визначити загальну кореляцію, яка може існувати в різних масштабах часу в межах багатовимірного набору змінних.

Множинна вейвлет-кореляція (МБК) визначається як єдиний набір багатовимірних кореляцій, обчислений за допомогою багатовимірного стохастичного процесу $X_t = (x_{1t}, x_{2t}, \dots, x_{nt})$.

Вейвлет-коефіцієнти рівня j та коефіцієнти масштабу $(V_{j,t})$ визначаються для максимального перекриття методу дискретного вейвлет-перетворення. В кожній шкалі λ_j , WMC $\{\varphi(\lambda_j)\}$ обчислюється як квадратний корінь коефіцієнта детермінації регресії в такій лінійній комбінації вейвлет-коефіцієнтів $W_{jt} = (w_{1jt}, w_{2jt}, \dots, w_{njt})$, для якої коефіцієнт детермінації - максимальний. Коефіцієнт WMC може бути виражений у вигляді вейвлет-дисперсії та коваріації:

$$\varphi_X(\lambda_j) = \text{Corr}(w_{ijt}, \bar{w}_{ijt}) = \frac{\text{Cov}(w_{ijt}, \bar{w}_{ijt})}{\sqrt{\text{Var}(w_{ijt})\text{Var}(\bar{w}_{ijt})}}, \text{ де}$$

$$\text{Var}(w_{ijt}) = \bar{\delta}_j^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=j-1}^{T-1} w_{ijt}^2$$

$$\text{Var}(\bar{w}_{ijt}) = \bar{\delta}_j^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=j-1}^{T-1} \bar{w}_{ijt}^2$$

$$\text{cov}(w_{ijt}, \bar{w}_{ijt}) = \bar{\gamma}_j = \frac{1}{T} \sum_{t=j-1}^{T-1} w_{ijt} \bar{w}_{ijt},$$

де w_{jt} - вектор вейвлет-коефіцієнта шкали λ_j , який обрано для максимальне збільшення $\varphi_X(\lambda_j)$, w_{ijt} - позначає підібрані спеціальним чином значення в регресії w_{ijt} по іншим вейвлет-коефіцієнтам за шкалою λ_j . Кількість вейвлет-коефіцієнтів, на які впливає межа, пов'язана з вейвлет-фільтром довжини L і масштабу λ_j , розраховується як $L_j = (2^j - 1)(L - 1) + 1$. Таким чином, отримуємо кількість вейвлет-коефіцієнтів, які залежать від граничних умов $\tilde{T}_j = T - L_j + 1$.

Аналогічно, припускаючи відставання між спостережуваними та встановленими значеннями на кожній шкалі λ_j , множинна перехресна вейвлет-кореляція (МПК) визначається наступним чином:

$$\varphi_{X,k}(\lambda_j) = \text{Corr}(w_{ijt}, \bar{w}_{ijt+k}) = \frac{\text{Cov}(w_{ijt}, \bar{w}_{ijt+k})}{\sqrt{\text{Var}(w_{ijt})\text{Var}(\bar{w}_{ijt+k})}},$$

де k – відставання між спостережуваними та підібраними спеціальним чином значеннями змінної, вибраної в якості змінної критерію в кожній шкалі λ_j .

Послідовна оцінка для множинної вейвлет-кореляції (позначається через $\tilde{\varphi}_X(\lambda_j)$) і послідовна оцінка множинної перехресної вейвлет-кореляції (позначається $\tilde{\varphi}_{X,k}(\lambda_j)$) може бути побудована аналогічним чином: шляхом заміни $\varphi_X(\lambda_j)$ на $\tilde{\varphi}_X(\lambda_j)$ $\varphi_{X,k}(\lambda_j)$ на $\tilde{\varphi}_{X,k}(\lambda_j)$.

2.3. Застосування вейвлет-аналізу для оцінювання ризику

Для оцінки ризиків фінансових часових рядів використаємо популярний інструмент оцінки – VaR (Value At Risk). Даний інструмент дає змогу побачити прогнозований збиток у найгірших випадках протягом певного періоду часу з певним рівнем значущості [39].

За допомогою даного методу управління ризиками можливо отримати повну картину ризиків, які відображаються в екстремальній подібній динаміці часових рядів під час ведення гри на пониження та на підвищення. VaR за шкалою часу відображає ризик на різних періодах та часових горизонтах. Даний факт відіграє значну роль для прийняття рішень як короткостроковими, так і довгостроковими інвесторами. Оцінювання VaR на основі вейвлет-технологій допомагає дослідити потенційні втрати в коротких часових періодах (або більш високих частотах) та в довготривалих періодах (або нижчих частотах).

VaR з рівнем надійності $(1 - \alpha)$ та портфелем з кількістю в k цінних паперів може бути записаний для рівномірно-зваженого портфелю:

$$VaR(\alpha) = V_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha) \sigma_p, \quad (8)$$

де V_0 - це значення початкової інвестиції, $\Phi(\cdot)$ - кумулятивна функція стандартного нормального розподілу і σ_p - це стандартне відхилення для портфеля, що обчислюється за наступною формулою:

$$\sigma_p^2 = \sum_i \omega_i^2 \sigma_i^2 + \sum_i \sum_{j \neq i} \omega_i \omega_j \text{cov}(r_i, r_j) \quad i, j = 1, \dots, k,$$

де ω_i позначає ваги паперу i в портфелі, r_i - дохідність паперу i [4, 9-10].

З вищенаведеної формули можна зробити висновок, що дисперсія портфелю може бути розкладена на два доданки, один з яких пов'язаний з дисперсіями дохідностей паперів (несистематичний ризик), а інший – з подібною динамікою рядів (систематичний ризик). Знайдемо відношення загального VaR до VaR отриманого за рахунок припущення наявності лише систематичного ризику:

$$\frac{VaR(\alpha)}{VaR(\alpha)_s} = \frac{V_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha) \sigma_p}{V_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha) \sigma_{ps}}.$$

Скоротивши дріб на величини початкових інвестицій та кумулятивну функцію, отримаємо наступне відношення:

$$\frac{VaR(\alpha)}{VaR(\alpha)_s} = \sqrt{\frac{\sum_i \omega_i^2 \sigma_i^2 + \sum_i \sum_{j \neq i} \omega_i \omega_j \text{cov}(r_i, r_j)}{\sum_i \omega_i^2 \sigma_i^2}} = \sqrt{1 + \frac{\sum_i \sum_{j \neq i} \omega_i \omega_j \text{cov}(r_i, r_j)}{\sum_i \omega_i^2 \sigma_i^2}}.$$

$$\text{Розглянемо наступне співвідношення: } k = 1 + \frac{\sum_i \sum_{j \neq i} \omega_i \omega_j \text{cov}(r_i, r_j)}{\sum_i \omega_i^2 \sigma_i^2}.$$

Якщо значення співвідношення близьке до одиниці, то наявність або відсутність подібної динаміки рядів не впливає на VaR. Якщо ж величина коефіцієнта відхиляється від одиниці, то маємо, що на збільшення (зменшення) VaR значною мірою впливає подібна динаміка рядів.

2.4. Оцінювання розкладеного ряду за допомогою моделі копули

Для знаходження оцінки копули за допомогою вейвлет-аналізу для вивчення міжринкових зв'язків під час пандемії COVID-19 до індексів фондового ринку застосовується тип дискретного вейвлет-перетворення (DWT) для того, щоб розбити необроблені доходності фондового ринку на підперіоди доходностей з різними масштабами часу. Після цього, для кожного часового інтервалу, серії субдоходностей з отриманих фільтрованих рядів можуть бути використані для аналізу кореляцій між фондовими ринками використовуючи модель *copula-GARCH-GJR* (1,1). Отримана процедура дозволяє досліджувати кореляційну структуру між фондовими ринками на різних часових інтервалах.

Процедура оцінки копули, використовувана у цій роботі, значною мірою спирається на результати теореми Скл'яра [40]. Відповідно до теореми Скл'яра, двовимірна спільна функція розподілу G з неперервними границями F_x і F_y має єдине уявлення у вигляді копули уявлення, так що:

$$G(x, y) = C(F_x(x), F_y(y)) \quad (9)$$

та для спільної функції розподілу граничні розподіли та структуру залежності, що описується копулою можуть бути відокремлені.

$\{D_{j,A}\}$ та $\{D_{j,B}\}$ представляють стохастичні процеси, що позначають j -й розкладений сигнал, отриманий в результаті вейвлет-перетворення в рівнянні для доходності фондового ринку $\{R_A\}$ та $\{R_B\}$ відповідно. Зверніть увагу, що для спрощення позначень підпис t опущений скрізь, де це можливо, без шкоди для аналізу. Їхні умовні кумулятивні функції розподілу (CDF) - $F_{D_{j,A}}(R_A; \theta_A)$ і $F_{D_{j,B}}(R_B; \theta_B)$, відповідно. Умовна функція копули визначається як $C(u_t, v_t)$, де частотний компонент $u = F_{D_{j,A}}(R_A; \theta_A)$ і $v = F_{D_{j,B}}(R_B; \theta_B)$ є неперервними змінними (0, 1).

Для вейвлетного ряду на масштабі j розглянемо декомпозицію у наступному спрощеному вигляді вигляді:

$$F(t) = \Lambda_j + D_j + D_{j-1} + \dots + D_j + \dots + D_1, \quad j = 1, \dots, J \quad (10)$$

де D_j – j й рівень вевлету, Λ_j – агрегована сума варіацій для кожної шкали.

Використовуючи теорему Скл'яра для заданого D_j в рівнянні (10), двовимірна спільна умовна CDF для $\{R_A\}$ і $\{R_B\}$ може бути записана як:

$$G(R_A, R_B) = C(F_{D_{j,A}}(R_A, \theta_A), F_{D_{j,B}}(R_B, \theta_B); \pi), \quad (11)$$

де π – вектор параметрів для копули, θ_A, θ_B – вектори параметрів для кожного граничного розподілу, а $\theta = (\pi', \theta_A', \theta_B')$ – вектор параметрів для спільного розподілу. Вираз у рівнянні (11) розкладає спільний розподіл на граничні розподіли, $F_{D_{j,A}}$ і $F_{D_{j,B}}$, і копулу, C , що представляє структуру залежності між частотними компонентами для індексів фондового ринку, що розглядаються. для аналізованих індексів ринку.

Для отримання граничних розподілів D_j у рівнянні вище можна використовувати модель GARCH-GJR (1,1), запропоновану Глостеном [41]. Таким чином, модель для граничних розподілів може бути виражена як:

$$D_{j,t} = \mu + \varepsilon_t, \quad (11)$$

$$\varepsilon_t = Z_t \sqrt{h_t} \quad (12)$$

$$h_t^2 = \delta + \alpha \varepsilon_t^2 + \gamma \varepsilon_{t-1}^2 M_{t-1} + \beta h_{t-1}^2 \quad (13)$$

$$Z_t \sim GHD(\lambda, \chi) \quad (14)$$

де Z_t – узагальнений гіперболічний розподіл з параметрами λ і χ .

Рівняння (11) з розкладає прибутковість на константу μ , та інноваційний процес ε_t . Вираз у рівнянні (12) визначає цей залишок як добуток умовної волатильності та інновацій. Рівняння (13) описує динаміку умовної волатильності, яка пояснюється коефіцієнтами α, β та γ . Вплив шоків на умовну волатильність визначається знаком параметра γ фіктивної змінної M_t .

Зазначимо, що процедура WC- GARCH є загальним методом, який може бути легко поширений будь-яку модель типу GARCH. В дослідженні можливо моделювати за декількома типами специфікацій GARCH і вибрати модель, яка найкраще описує наявні дані.

Граничні оцінки параметрів GARCH-GJR(1,1)-GHD у рівнянні (11) дають розрахункові значення умовної кумулятивної функції розподілу кожної частотної компоненти D_j . Тому функція двовимірної копули з параметром залежності θ може бути виражена наступною функцією:

$$c(u_t, v_t) = \left(\max\{u_t^0 + v_t^0 - 1, 0\} \right)^{\frac{1}{\theta}}, \text{ де } \theta \geq 0 \quad (15)$$

Зауважимо, що якщо $\theta \rightarrow 0$, то $\{R_A\}$ і $\{R_B\}$ незалежні в D_j , тоді як вони абсолютно залежні за умови $\theta \rightarrow \infty$. В рівнянні (15) описана копула Клейтона. Серед різних сімейств парних копул копула Клейтона використовується переважною для фінансових даних, оскільки вона допускає більш асиметричну залежність у негативному хвості, ніж у позитивному [42].

Виходячи з припущення, що умови CDF є диференційованими, за теоремою Скл'яра спільна функція щільності $D_{j,A}$, і $D_{j,B}$ може бути виражена наступним чином:

$$\begin{aligned} G(D_{j,A}, D_{j,B}) &= \frac{\partial G(D_{j,A}, D_{j,B})}{\partial D_{j,A} \partial D_{j,B}} = \\ &= C(F_{D_{j,A}}(R_A, \theta_A), F_{D_{j,B}}(R_B, \theta_B)) \times f_{D_{j,A}}(R_A, \theta_A) \times f_{D_{j,B}}(R_B, \theta_B) \end{aligned} \quad (16)$$

де $c(u_t, v_t)$ - умовна функція щільності копули в рівнянні. Таким чином, для кожного тимчасового масштабу D_j в рівнянні (11) двовимірна умовна функція щільності $\{R_A\}$ і $\{R_B\}$ представлена добутком щільності копули і двох

умовних граничних щільностей $f_{D_{j,A}}(R_A, \theta_A)$ і $f_{D_{j,B}}(R_B, \theta_B)$. З рівняння (15)

функція правдоподібності, $\log(\theta)$, може бути отримана наступним чином:

$$\log(G(D_{j,A}, D_{j,B})) = \log(c(u_t, v_t)) + \log(f_{D_{j,A}}(R_A, \theta_A)) + \log(f_{D_{j,B}}(R_B, \theta_B)) \quad (17)$$

Для оцінки рівняння (16) використаний метод граничного виведення [43], який передбачає спочатку оцінку параметрів кожної одномірної моделі за допомогою максимальної правдоподібності, а потім застосування граничних кумулятивних функцій розподілу до стандартизованих залишків.

РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ПОДІБНОЇ ДИНАМІКИ ДЛЯ ДОХІДНОСТЕЙ БІТКОІНА ТА ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ

3.1. Вивчення співнапрявленості рухів дохідностей Біткоіна та фондових індексів

Для проведення дослідження використаємо дані для індексів Біткоіна [64], Dow-Jones Industrial Average (DJIA), FTSE 100, S&P 500 [69], індексу Української Біржі (UX) [70], українського торговельного індексу (UTX) [69], індексу Першої Фондової Торгової Системи (ПФТС) [71] та індексу Dragon Capital (KPDCI USD) [12] з 19 липня 2010 року до 16 лютого 2022 року. Динаміку часових рядів представлено на рис. 1. Зростаюча динаміка характерна для часових рядів Біткоіну та світових фондових індексів (для індексів Доу-Джонса та S&P спостерігається зростаючий тренд з подібною динамікою), а спадна динаміка – для українських фондових індексів. Для часових рядів всіх фондових індексів характерний пік у 2011 році та спад у 2016 році. Легко бачити, що спад 2019 року спостерігається для часових рядів індексу Біткоіну та всіх фондових індексів.

Аналіз фінансових часових рядів здійснюється за дохідностями фінансових інструментів. Тому розрахуємо часові ряди дохідностей для заданих фінансових часових рядів за наступною формулою:

$$I = \ln(P_{t+1}) - \ln(P_t),$$

де P_t - ціна за попередній період, P_{t+1} - ціна за поточний період та I - дохідність фінансових інструментів.

Перевіримо ряди дохідностей на стаціонарність. Оскільки маємо, що P-value менше за 0,01, то з ймовірністю 99% нульова гіпотеза про нестаціонарність для логарифмічних дохідностей для часових рядів відхиляється, що вказує на стаціонарність.

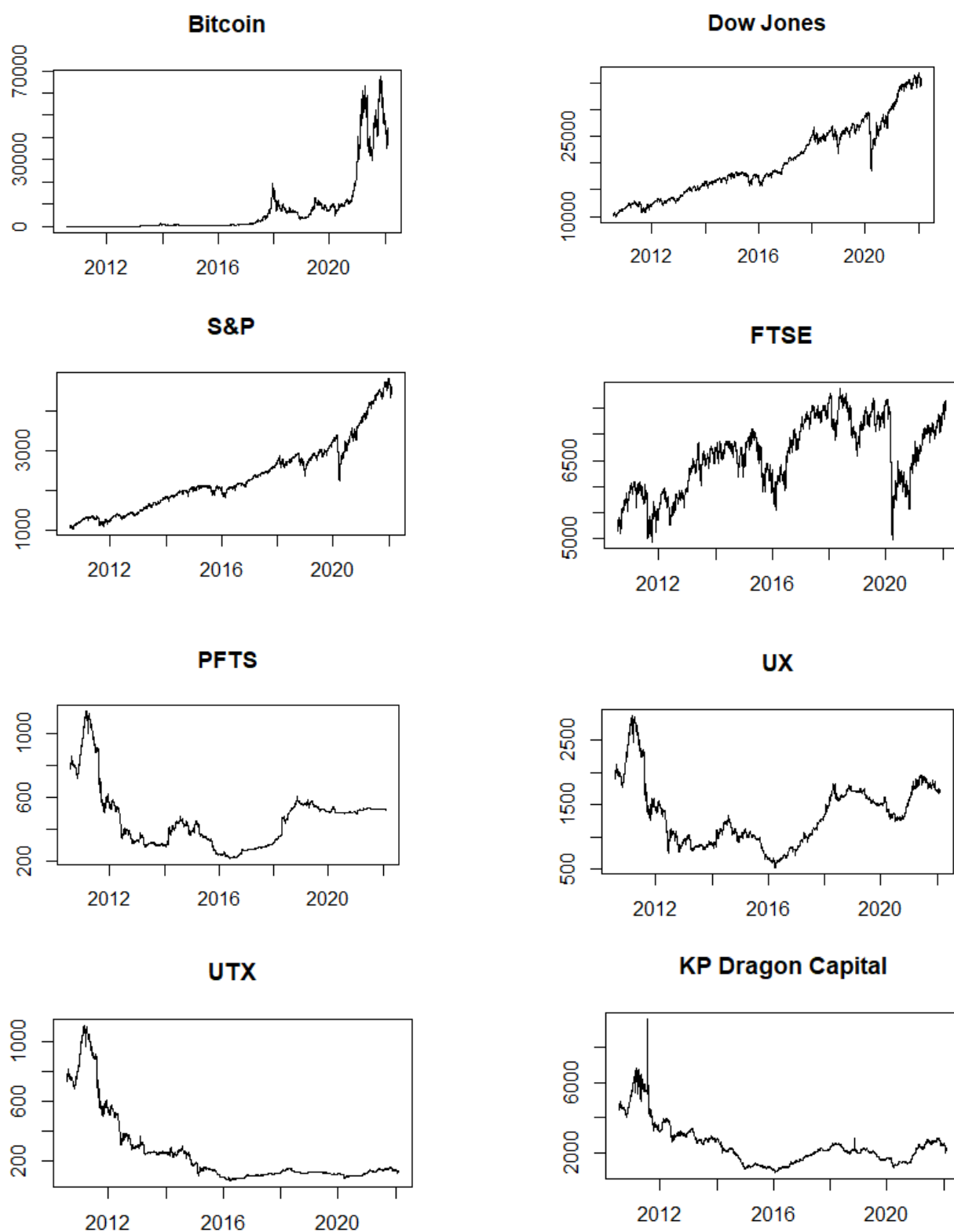


Рис. 1. Динаміка часових рядів

Джерело: складено автором на основі [11-16]

В табл. 1 представлено описову статистику дохідностей часових серій і показано позитивні середні логарифмічні дохідності для всіх індексів, за винятком індексу PFTS, UX, UTX та Dragon Capital, найвищу середню логарифмічну дохідність

має індекс Біткоіна. Крім того, стандартні відхилення логарифмічних дохідностей коливаються на рівні 0.0084-0.0089 для всіх світових фондових індексів та в межах 0.0099-0.0207 для українських індексів, тоді як Біткоін має найвищий рівень ризику 0.0615.

Розглядаючи коефіцієнти асиметрії, бачимо, що правосторонню асиметрію мають часові ряди дохідностей індексів Біткоіна та PFTS, причому найбільший коефіцієнт правосторонньої асиметрії має логарифмічна дохідність індексу Біткоіна. Перевищення від'ємних залишків над додатними відповідає лівосторонній асиметрії, така ситуація характерна для дохідностей наступних індексів: Доу-Джонса, FTSE, S&P, UX, UTX та Dragon Capital.

Таблиця 1
Описова статистика дохідностей Біткоіна та фондових індексів

	Біткоін	Індекс Доу-Джонса	FTSE	S&P	PFTS	UX	UTX	Dragon Capital
Середнє значення	0.00313	0.000293	0.000093	0.00034	-0.000097	-0.00003	-0.00042	-0.00016
Мінімальне значення	-0.84876	-0.138418	-0.11512	-0.12765	-0.074941	-0.12244	-0.37398	-0.55294
Максимальне значення	1.47439	0.107643	0.086668	0.08968	0.244316	0.16079	0.20978	0.55134
Варіація	0.00378	0.000079	0.000072	0.00008	0.000099	0.00018	0.00024	0.00043
Стандартне відхилення	0.06149	0.008899	0.008487	0.00894	0.009926	0.01353	0.01549	0.02071
Коефіцієнт асиметрії	2.7	-1.1	-0.85	-1	3.8	-0.59	-3	-0.33
Коефіцієнт ексцесу	105	38	20	29	108	20	108	273
Тест Жака-Бера	1855219	213710	48587	121306	1936957	48732	1950846	1279815
Коефіцієнт кореляції з Біткоіном	1	0.072	0.058	0.072	-0.011	-0.0067	0.025	0.037

Джерело: систематизовано автором.

Коефіцієнт ексцесу можна охарактеризувати як індикатор «крутизни» статистичного ряду. Для нормального ряду він дорівнює 3. Для часових рядів дохідностей Біткоіна та фондових індексів коефіцієнт ексцесу набуває значень від 20 (UX та FTSE) до 273 (Dragon Capital).

Величина критерію тесту Жака-Бера служить для перевірки нульової гіпотези про нормальний розподіл часового ряду. Тестова статистика вимірює різницю між нормальним розподілом та коефіцієнтами ексцесу та асиметрії. Для всіх часових рядів дохідностей нульова гіпотеза про нормальний розподіл відхиляється з рівнем надійності більшим за 99%. Таким чином, згідно результатів тестів на асиметрію, ексцесу та тесту Жака-Бера, легко бачити, що всі часові ряди дохідностей індексів не підпадають під закон нормального розподілу.

Лінійна кореляція між логарифмічними дохідностями Біткоіну та фондовими індексами є позитивною для світових фондових індексів, UTX і Dragon Capital та негативною для українських фондових індексів PFTS і UX. Найбільша кореляція відбувається між логарифмічними дохідностями Біткоіну та світовими фондовими індексами, а найнижча кореляція – з українськими фондовими індексами. Отримані результати нашою вивчення динаміки подібних рухів індексів не тільки в часовому просторі, але й в часово-частотному просторі.

Аналіз дохідностей рядів даних в часово-частотному просторі можливий за допомогою вейвлет-аналізу. Побудуємо вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та світових і українських фондових індексів.

Застосуємо функцію «analyze.coherency» з пакета «WaveletComp» в програмному забезпеченні R для обчислення перехресної вейвлет-потужності та знаходження спектру когерентності вейвлетів для двох часових рядів, програмний код якої представлений в *Додатку А*.

Необхідність наведення вейвлет когерентності обумовлюється тим, що перехресний спектр визначає загальний ступінь впливу двох змінних, без нормалізації до простого вейвлет-спектру. Інколи це може призвести до

невиправдано завищених результатів, коли один спектр є локальним і якщо другий показує великий стрибок, результат, що узагальнюється в перехресному спектрі як множення неперервного вейвлет-перетворення для двох змінних, що не може бути віднесено до взаємозв'язку між двома рядами даних. Вищенаведене і обумовлює необхідність використання вейвлет когерентності, що дозволить визначити динаміку подібних рухів між двома індексами і в часі, і в частотах.

Спектр перехресного вейвлет-перетворення обчислюється з використанням вейвлету Морле. Для обчислення когерентності вейвлетів забезпечується безліч методів фільтрації з гнучкими параметрами вікна. Вейвлет-перетворення, а також р-значення обчислень здійснюються викликом підпрограми «ws» [30].

Побудуємо вейвлет-перетворення за умови, що немає необхідності у визначенні тренду. Візьмемо, що мінімальний часовий проміжок для вказаних часових рядів – один день. Представимо отримані результати з попереднього пункту шляхом графічного представлення (реалізації функції «ws.image»). Прозорість на краях отриманих малюнків буде вказувати на конус впливу, де крайові ефекти можуть спотворювати зображення. Білі лінії виокремлюють певні області з великим рівнем значущості ($\alpha < 0,05$).

Вертикальна вісь справа демонструє рівні подібної динаміки вейвлет-перетворення, від найслабшого (синього кольору) до сильнішого (червоного кольору). Вертикальна вісь зліва періоди частоту в днях. Нижня вісь являє собою часову вісь для відповідних індексів.

Фазові зміни визначаються напрямком стрілок. Різниця фаз, що має нульове значення, означає, що обидві змінні переміщуються з фіксованою частотою. Якщо стрілки вказують направо, отже маємо, що обидва індекси знаходяться в фазі (мають циклічний ефект один до одного). Причому стрілка вправо-вгору показує, що перший індекс займає провідні позиції, тобто якщо, $\phi_{x,y} \in [-\pi / 2, 0]$ а вправо-вниз – навпаки ($\phi_{x,y} \in [0, \pi / 2]$). Якщо стрілки вказують наліво, то обидва індекси є антифазними (існує негативний зв'язок між двома часовими рядами). Більш того, стрілка вліво-вгору показує, що другий індекс

займає провідні позиції, тобто $\phi_{x,y} \in [-\pi/2, -\pi]$, а вліво-вниз – навпаки ($\phi_{x,y} \in [\pi/2, \pi]$).

На *рис. 2* представлено перехресне вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу Доу-Джонса. Области з високою значущістю та періодом в 32-64 днів характерні для 2012, 2014 та 2018-2020 років, для яких напрямки стрілок переважно демонструє антициклічний ефект, причому провідні позиції займає індекс Біткоіна. Період у 2-16 днів характеризується періодичними проявами областей з подібною динамікою рядів з високою значущістю протягом всіх років, окрім 2013 та 2017 років.

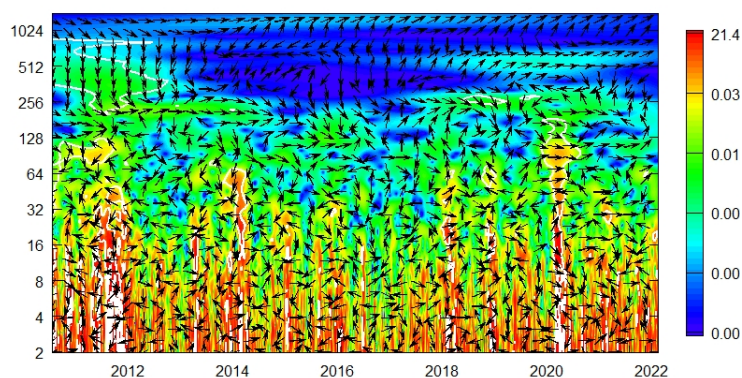


Рис. 2. Перехресне вейвлет-перетворення дохідностей Біткоіна та індексу Доу-Джонса

Джерело: розроблено автором

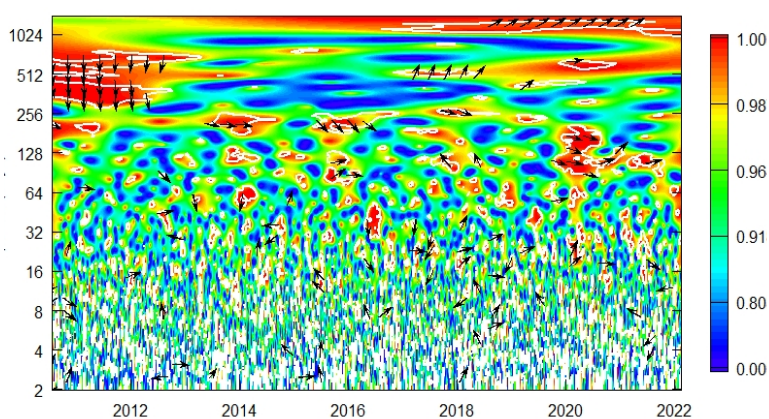


Рис. 3. Вейвлет-когерентність дохідностей Біткоіна та індексу Доу-Джонса

Джерело: розроблено автором

Розглянемо детальніше зображену на *рис. 3* вейвлет-когерентність для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу Доу-Джонса. Области з

найбільшим рівнем вейвлет-когерентності знаходяться в періоді 64-1024 днів, для них напрямок стрілок показує, що обидва індекси знаходяться в фазі. Для періодів в 256-512 дні протягом 2011-2013 та в 128-256 дні для 2020 маємо, що Доу-Джонс є провідним індексом, для інших областей з високою вейвлет-когерентністю провідним індексом є Біткоїн. Зазначимо, що найбільший рівень вейвлет-когерентності спостерігається для 2011, 2014, 2016 та 2020 років.

На *рис. 4* зображено перехресне вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоїна та індексу FTSE. Для періоду в 32-128 днів протягом 2012, 2014 та 2020 років характерна область, що свідчить про наявну подібну динаміку рядів, коли індекс Біткоїну займає провідні позиції та зі зростанням періоду антифазний ефект змінюється на циклічний. Період у 2-32 дні характеризується періодичними проявами областей з подібною динамікою рядів з високою значущістю протягом всіх років, окрім 2013, 2015, 2017 та 2019 років.

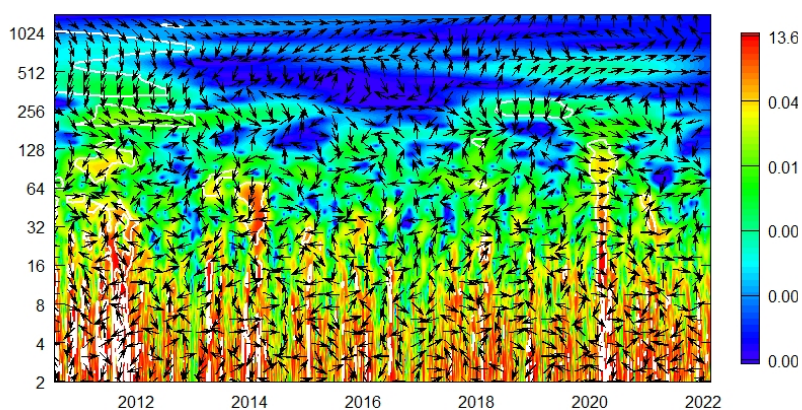


Рис. 4. Перехресне вейвлет-перетворення дохідностей Біткоїна та індексу FTSE

Джерело: розроблено автором

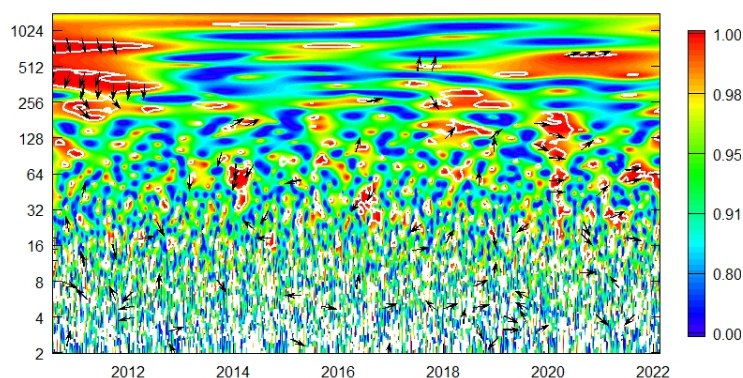


Рис. 5. Вейвлет-когерентність дохідностей Біткоїна та індексу FTSE

Джерело: розроблено автором

На *рис. 5* зображено вейвлет-когерентність для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу FTSE. Області з рівнем вейвлет-когерентності близьким до одиниці спостерігаються для 2011-2013 років в періодах 256-1024 дні (обидва індекси знаходяться в фазі, провідним є індекс FTSE), частково для 2014-2022 в періодах 32-256 дні та для 2019-2022 років –256-512 дні (має місце антифазний ефект, провідним є індекс FTSE).

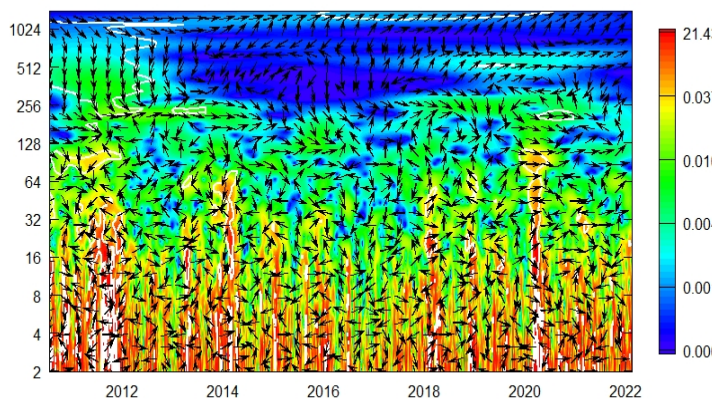


Рис. 6. Перехресне вейвлет-перетворення дохідностей Біткоіна та індексу S&P
Джерело: розроблено автором

На *рис. 6* зображено перехресне вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та фондового індексу S&P. Для періоду в 32-128 дні протягом 2012 та 2014 та 2020 років характерна область, що свідчить про наявну подібну динаміку рядів. Період у 2-32 дні характеризується періодичними проявами областей з подібною динамікою рядів з високою значущістю протягом всіх років, окрім 2013, 2015 та 2017 років.

Розглянемо детальніше зображену на *рис. 7* вейвлет-когерентність для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу S&P. Області з найбільшим рівнем вейвлет-когерентності припадають на 2010-2013 та 2020 роки з періодом у 256-1024 дні, області з вейвлет-когерентністю близькою до одиниці припадають на весь часовий проміжок з періодом у 32-256 днів, для яких переважно характерний циклічний ефект.

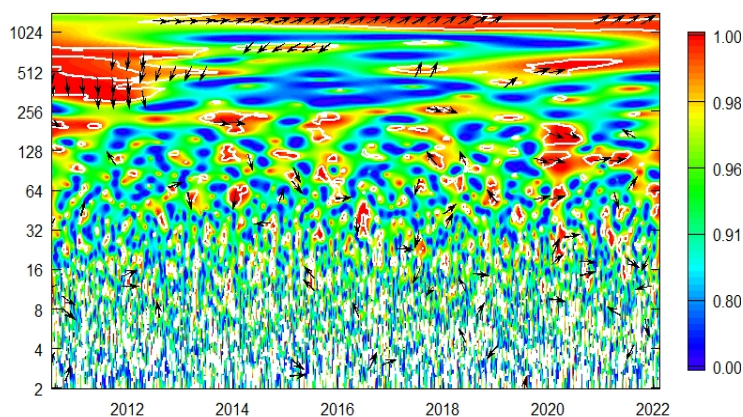


Рис. 7. Вейвлет-когерентність дохідностей Біткоіна та індексу S&P

Джерело: розроблено автором

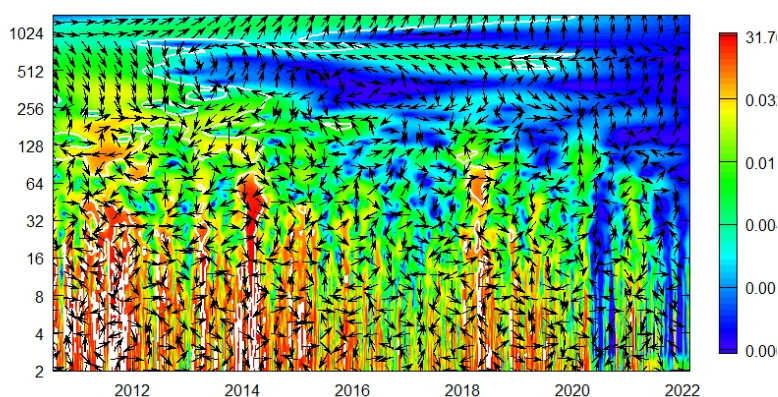


Рис. 8. Перехресне вейвлет-перетворення дохідностей Біткоіна та індексу PFTS

Джерело: розроблено автором

На *рис. 8* зображено перехресне вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та фондового індексу PFTS. Для періоду у 64-128 днів протягом 2011 – 2013 років характерні області з високими рівнями динаміки подібних рухів. Період в 32-64 днів з високим рівнем характерний для 2012, 2014 та 2016 років (спостерігається негативний зв'язок, індекс PFTS займає провідні позиції) та 2018 року (обидва індекси знаходяться в фазі). Період у 2-32 дні характеризується періодичними проявами областей з подібною динамікою рядів з високою значущістю протягом всіх років, окрім 2016-2018 та 2020-2022 років.

Розглянемо детальніше вейвлет-когерентність зображену на *рис. 9* для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу PFTS. Области з рівнем вейвлет-когерентності близьким до 0,9 характерні для всього часового проміжку з періодом у 32-256 дні, де спостерігається циклічний ефект для всього часового проміжку окрім 2013 та 2016 року. Области з найвищим рівнем вейвлет-

когерентності припадають на 2011-2012 з періодом у 256-512 дні (обидва індекси знаходяться в фазі, причому індекс PFTS займає провідні позиції) та 2016-2018 роки з періодом у 256-512 дні (наявний антициклічний ефект).

Рис. 10 ілюструє перехресне вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та фондового індексу UХ. Для періоду в 32-128 днів протягом 2010 – 2012 та 2014 років характерні області з високими рівнями динаміки подібних рухів, напрямком стрілок для яких в більшому періоді демонструє циклічний характер обох індексів, а для меншого періоду – обидва індекси знаходяться в фазі. Період у 2-32 дні характеризується періодичними проявами областей з подібною динамікою рядів з високою значущістю протягом всіх років, окрім невеликої частини 2017 та 2019 років.

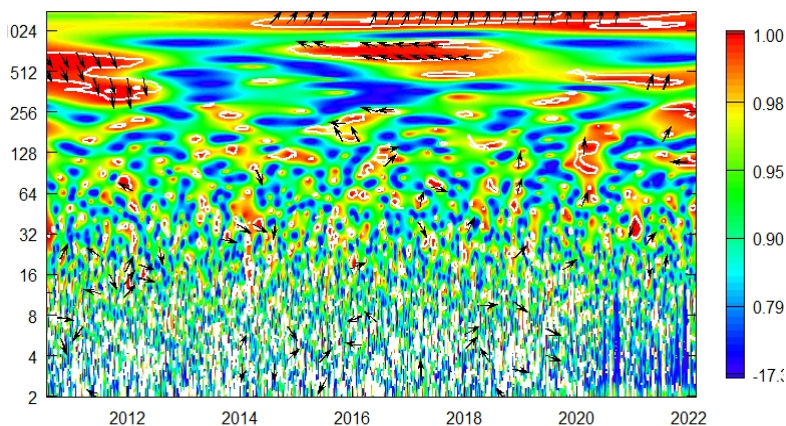


Рис. 9. Вейвлет-когерентність дохідностей Біткоіна та індексу PFTS

Джерело: розроблено автором

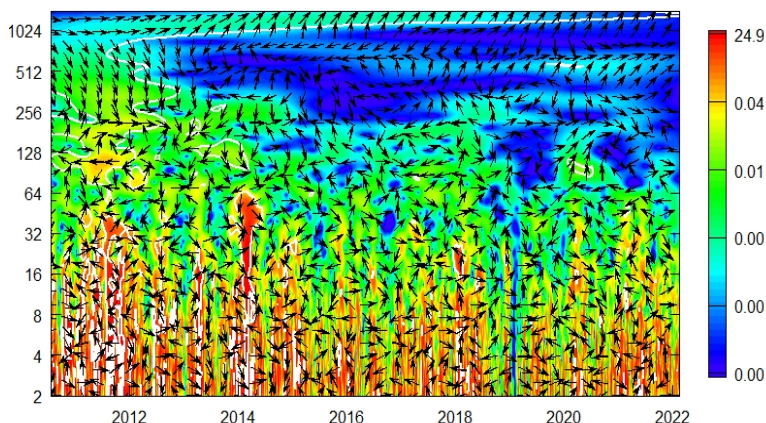


Рис. 10. Перехресне-вейвлет перетворення дохідностей Біткоіна та індексу UХ

Джерело: розроблено автором

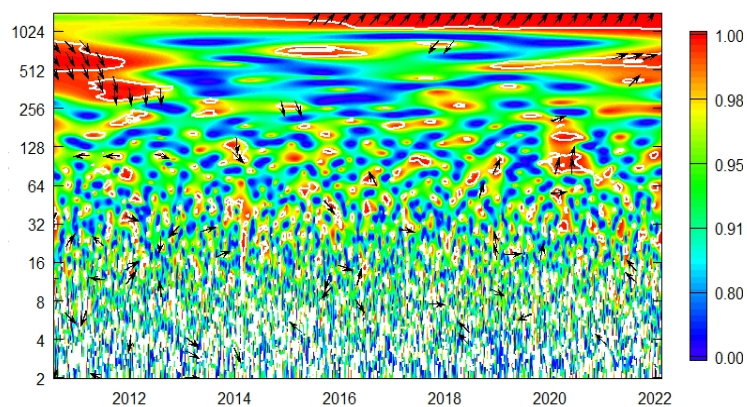


Рис. 11. Вейвлет-когерентність дохідностей Біткоіна та індексу UH

Джерело: розроблено автором

На рис. 11 зображено вейвлет-когерентність для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу UH. Области з рівнем вейвлет-когерентності близьким до 0,9 характерні для всього часового проміжку з періодом у 16-128 дні. Области з найвищим рівнем вейвлет-когерентності припадають на 2011-2012 (обидва індекси знаходяться в фазі, причому індекс Біткоіна займає провідні позиції) та на 2020 рік з періодом у 64-256 дні (індекси знаходяться в одній фазі).

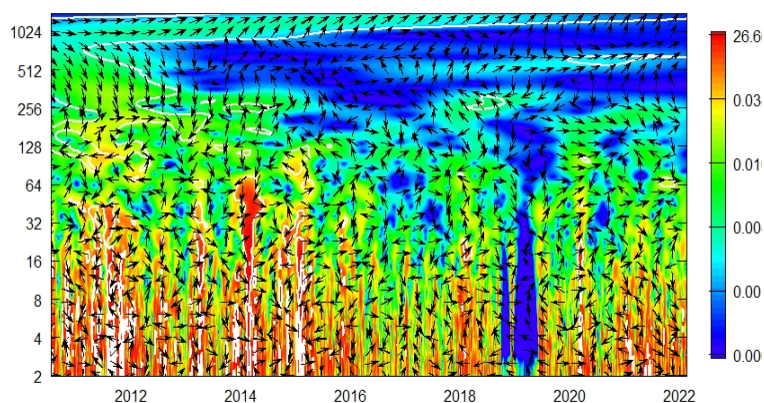


Рис. 12. Перехресне вейвлет-перетворення дохідностей Біткоіна та індексу UTX

Джерело: розроблено автором

Рис. 12 демонструє перехресне вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та фондового індексу UTX. Для періоду у 32-64 дні характерні області з динамікою подібних рухів протягом 2011 – 2013 та 2015 років, напрямок стрілок для яких демонструє антициклічний характер обох індексів та протягом 2014 року, коли індекси знаходяться в одній фазі. Період у 2-128 дні характеризується періодичними проявами областей з подібною

динамікою рядів з високою значущістю протягом всіх років, окрім 2012 та 2015-2018 років.

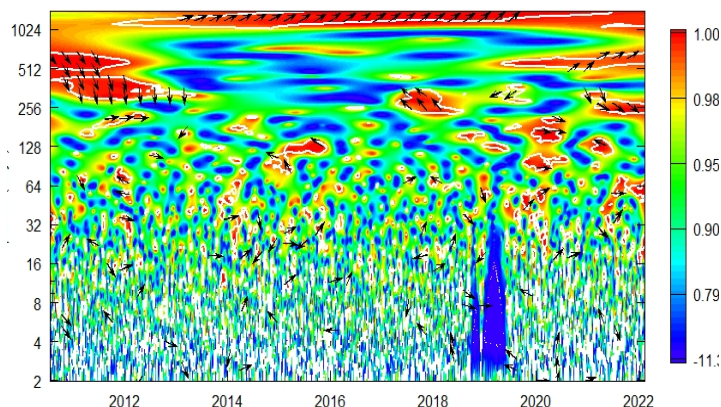


Рис. 13. Вейвлет-когерентність дохідностей Біткоіна та індексу UTX

Джерело: розроблено автором

Рис. 13 зображує вейвлет-когерентність для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу UTX протягом 2010-2022 років. Області з рівнем вейвлет-когерентності близьким до 0,9 характерні для всього часового проміжку з періодом у 32-128 дні, причому обидва індекси переважно знаходяться поза фазою. Області з найвищим рівнем вейвлет-когерентності припадають на 2010-2012 (має місце циклічний ефект) з періодом в 128-256 дні та на 2018-2019 роки з періодом у 128-256 дні (має місце антициклічний ефект).

Рис. 14 демонструє перехресне вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та фондового індексу Dragon Capital. Протягом 2011 – 2012 та 2014 років для періоду у 32-128 днів характерні області з динамікою подібних рухів. Період у 16-32 дні з високим рівнем подібної динаміки рядів характерний для 2010 – 2012, 2014 та 2020 років. Період у 2-32 дні характеризується періодичними проявами областей з подібною динамікою рядів з високою значущістю особливо протягом 2011-2012, 2014-2015 та 2020-2022 років.

На *рис. 15* зображено вейвлет-когерентність для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексу Dragon Capital протягом 2010-2022 років. Області з рівнем вейвлет-когерентності близьким до 0,9 характерні для всього часового проміжку з періодом в 32-256 дні. Області з найвищим рівнем вейвлет-когерентності припадають на 2010-2012 з періодом у 256-1024 дні (обидва індекси знаходяться

поза фазою, індекс Dragon Capital є провідним) та на 2018-2020 роки з періодом в 64-256 дні (для 2018 обидва індекси знаходяться в фазі, індексу Біткоіну є провідним, для 2020 обидва індекси знаходяться поза фазою, індекс Dragon Capital є провідним).

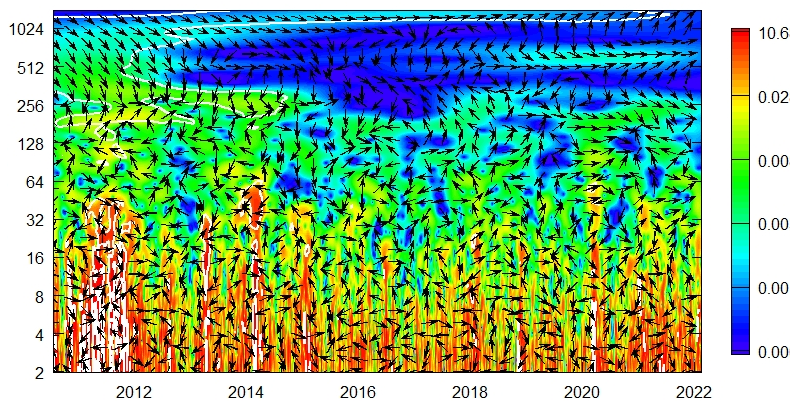


Рис. 14. Перехресне-вейвлет перетворення дохідностей Біткоіна та індексу Dragon Capital

Джерело: розроблено автором

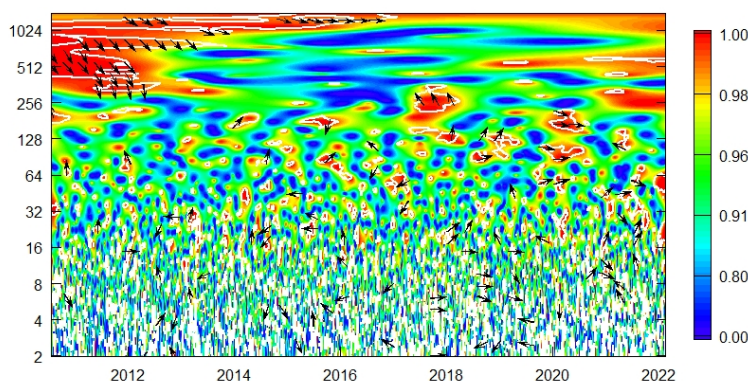


Рис. 15. Вейвлет-когерентність дохідностей Біткоіна та індексу Dragon Capital

Джерело: розроблено автором

3.2. Знаходження множинної вейвлет-кореляції та множинної перехресної вейвлет кореляції для індексів

Для розуміння співвідношення індексів між собою в короткостроковій, середньостроковій і довгостроковій перспективі, використаємо множинний вейвлет-аналіз. Таким чином, буде визначено загальну кореляцію, яка може існувати в різних масштабах часу в межах багатовимірному набору змінних. Знаходження множинної вейвлет-кореляції та множинної перехресної вейвлет-кореляції для індексів Біткоіну та фондових індексів здійснимо за допомогою

пакета «wavemulcor» в програмному забезпеченні R (код для обчислення представлений в Додатку Б).

На *рис. 16* представлена множинна вейвлет-кореляція для індексу Біткоіна та всіх фондових індексів. На горизонтальній осі нанесені 8 рівнів розкладання вейвлета Daubechies (довжина $L=4$). Таким чином, розглянуто часовий горизонт: від одного дня до 128 днів (часовий горизонт складає пів року). Вертикальна вісь відповідає за значення коефіцієнта множинної вейвлет-кореляції. Лінія, що зображена чорним кольором, з'єднує значення множинної кореляції для заданих часових даних доходностей індексів на певному масштабі. Синіми лініями показана верхня і нижня межі для інтервалу надійності 95%. Трохи вище горизонтальної осі показані індекси, що займають провідні позиції на відповідному масштабі, тобто вони максимізують коефіцієнт множинної кореляції в даному конкретному періоді.

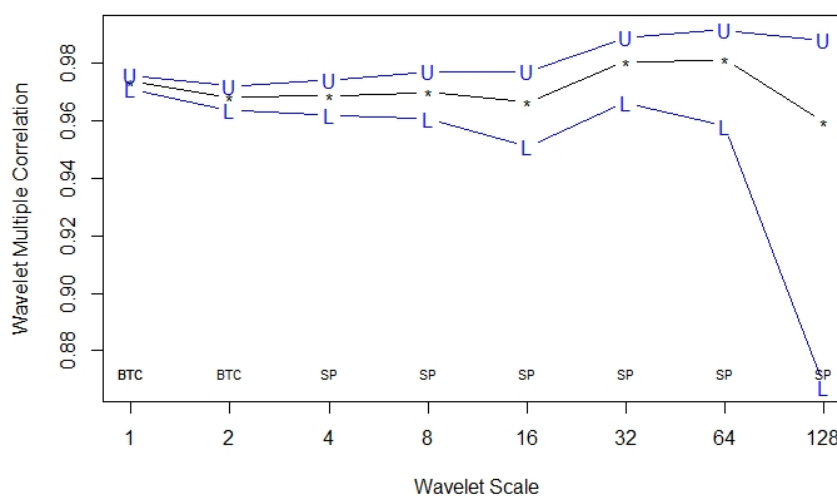


Рис. 1. Множинна вейвлет-кореляція для всіх індексів

Джерело: розроблено автором

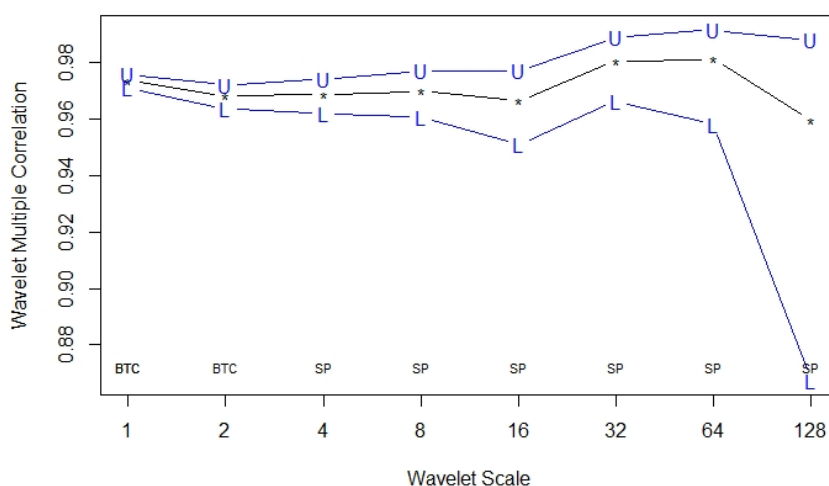


Рис. 2. Множинна вейвлет-кореляція для індексу Біткоіна та світових фондових індексів

Джерело: розроблено автором

На малих періодах (1 та 2 днів) індекс Біткоіну випереджає, на середніх та великих періодах (4-128 дні) фондовий індекс S&P займає провідні позиції. Також зазначимо, що на малих, що на середніх періодах, коефіцієнт множинної вейвлет-кореляції є достатньо високим – сягає 0,96-0,98, причому на періодах 1-16 днів спостерігається тенденція до слабого зниження кореляції, на періодах в 32-64 дні (позначають місячний і двомісячний часовий горизонт) досягає свого найвищого значення 0,98 та для піврічного горизонту має тенденцію до зниження. Високі показники коефіцієнтів множинної кореляції означають, що коливання на кожному конкретному індексі можливо пояснити загальною поведінкою фінансового та фондового ринку в цілому.

На *рис. 17* та *рис. 18* зображена множинна вейвлет-кореляція для індексу Біткоіна та світових фондових індексів і українських фінансових індексів відповідно. Динаміка множинної вейвлет-кореляції для індексу Біткоіна та світових фондових індексів є подібною до множинної вейвлет-кореляції для всіх індексів. Опишемо ситуацію для множинної вейвлет-кореляції для індексу Біткоіна та українських фондових індексів. По-перше, на малих періодах та на великих періодах (1 та 2 днів і 164 та 128 днів відповідно) індекс UX випереджає, на середніх (16-32 дні) фондовий індекс PFTS займає провідні позиції. По-друге,

зазначимо, що зі зростанням періоду коефіцієнт множинної кореляції, зростає досягаючи максимального значення 0,85 на періоді 128 днів. Низький рівень множинної кореляції на низьких і середніх періодах передбачає високий рівень дивергенції між індексом Біткоіну та українськими фондовими індексами, тому для інвесторів та фінансових менеджерів, що орієнтовані на інвестиції в короткостроковому періоді, інвестиційний портфель має передбачати диверсифікацію. Проте для великих періодів показники коефіцієнтів множинної кореляції означають, що коливання на кожному конкретному індексі можливо пояснити загальною поведінкою фінансового та фондового ринку в цілому.

Для того, щоб оцінити, чи є визначені індекси лідерами або послідовниками, оцінимо перехресну вейвлет-кореляцію. На *рис. 19* представлена перехресна вейвлет-кореляція для часових рядів дохідностей всіх індексів на шести рівнях вейвлет-розкладання з запізненням до одного місяця (30 днів) з використанням вейвлета Daubechies (довжина $L=4$). Червоними лініями показана верхня і нижня межі для інтервалу надійності 95%. У верхньому лівому куті кожного графіка представлена назва індексу змінна, котрий максимізує множинну кореляцію для лінійної комбінації інших індексів. На 1 та 2 рівнях (для періодів в 1 та 2 дні відповідно) індекс Біткоіну максимізує множинні кореляції з лінійною комбінацією інших індексів. На рівнях 3-6 (для періодів в 4-128 дні відповідно) провідним являється індекс S&P. Всі змінні позитивно корелюють за всіма шкалами, і вони мають тенденцію до взаємодії. Варто зазначити, що множинна перехресна вейвлет-кореляція слабшає зі збільшенням затримки.

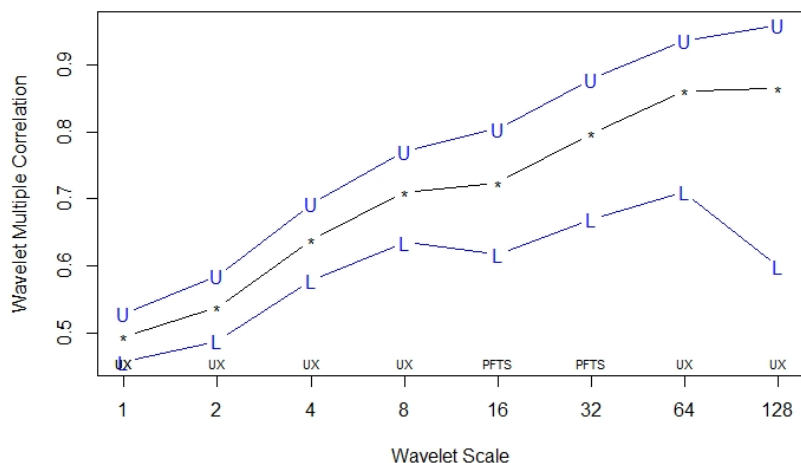


Рис. 3. Множинна вейвлет-кореляція для індексу Біткоіна та українських фондових індексів

Джерело: розроблено автором

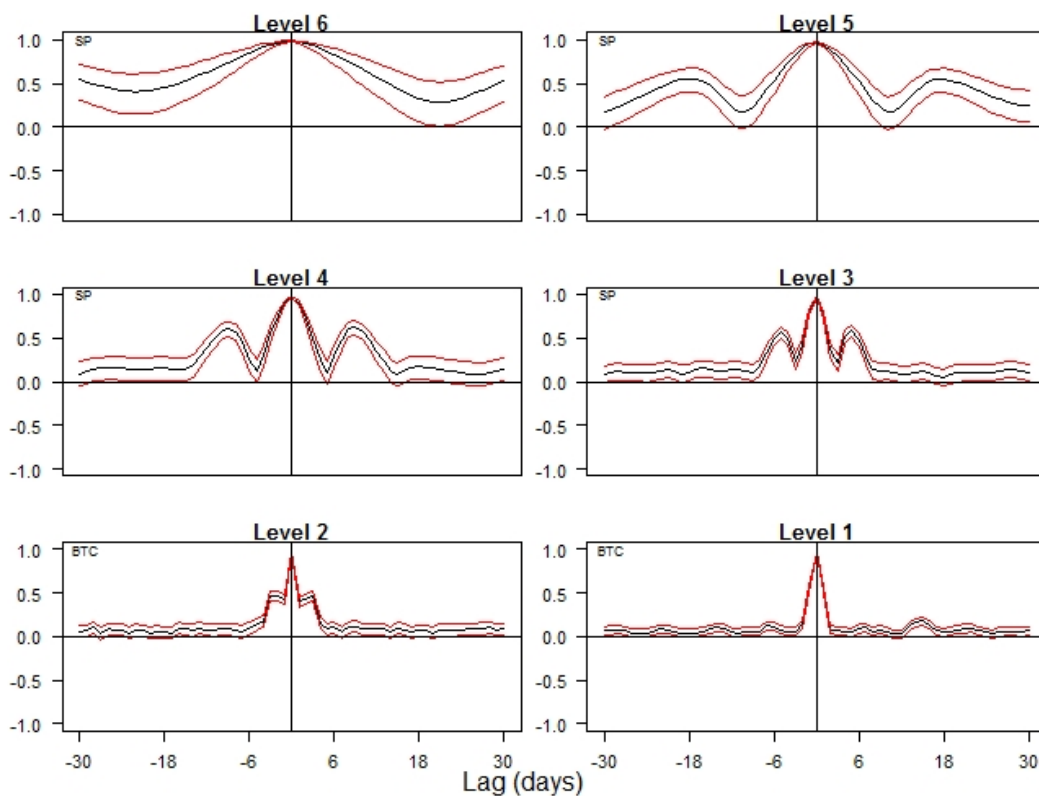


Рис. 4. Множинна перехресна вейвлет-кореляція

Джерело: розроблено автором

3.3. Оцінювання ризику для подібної динаміки рядів між Біткоіном та фондовими світовими та українськими індексами

Проаналізуємо значення ризиків для попарно взятих дохідностей Біткоіна та світових і українських фондових індексів за допомогою популярного

інструмента оцінювання ризику VaR здійснюваного на основі вейвлет-аналізу. Для вивчення зв'язку між динамікою подібних рухів доходностей Біткоіна та фондових індексів та величиною ризику, розглянемо відношення загального VaR до його систематичного ризику в часово-частотному просторі.

Припустимо, що портфель складається з двох рівнозначних індексів (вага кожного в портфелі є однаковою). Розрахуємо значення

$$1 + \frac{\sum_i \sum_{j \neq i} \omega_i \omega_j \text{cov}(r_i, r_j)}{\sum_i \omega_i^2 \sigma_i^2}$$

на кожний момент часу за допомогою вейвлет

перетворень для пари часових рядів попарно та між собою. Якщо значення співвідношення близьке до одиниці, то наявність або відсутність подібної динаміки рядів не впливає на VaR. Якщо ж величина коефіцієнта більша (менша), то маємо, що на збільшення (зменшення) VaR значною мірою впливає подібна динаміка рядів. Оскільки в зазначеній формулі коваріація розраховується за модулем, то можливо встановити, що відхилення від одиниці означає наявність ефекту впливу співнапрявленості рухів відповідних індексів на величину ризику.

Результати представимо за допомогою функції «analyze.coherency» з пакета «WaveletComp» в програмному середовищі R, код якої представлений в Додатку В. В результаті отримаємо суми коваріацій та суми дисперсій доходностей індексів в частотно-часовому просторі, що і дозволить обчислити значення з вищенаведеної формули. Представимо результати графічно для кожної пари індексів.

Результати для портфелю, складеного з індексів Біткоіна та індексу Доу-Джонса в частотно-часовому просторі змінюються з періодом та часом (рис. 20). Оскільки значення відношення є вищим за одиницю, то маємо, що має місце ефект впливу співнапрявленості рухів індексів для Біткоіна та індексу Доу-Джонса. Особливо це має яскравий прояв для великих періодів в 32-128 дні, що демонструє, що зі зростанням періоду зростає вплив співнапрявленості рухів індексів на величину загального ризику. Для великих значень маємо, що

співнаправленість рухів Біткоіна та індекса Доу-Джонса збільшує значення ризику для періодів у 128 дні для 2012-2013 років, у 64-256 дні для 2015-2019 років, у 32-64 для 2010-2013, 2015 та 2017-2020 та 2022 років. Не є значним вплив для періодів у 128-256 дні протягом 2010-2011, 2014 та 2020-2021 років та у 2-64 дні протягом 2014 та 2020 років, де відношення загального VaR до його систематичного ризику строго дорівнює одиниці.

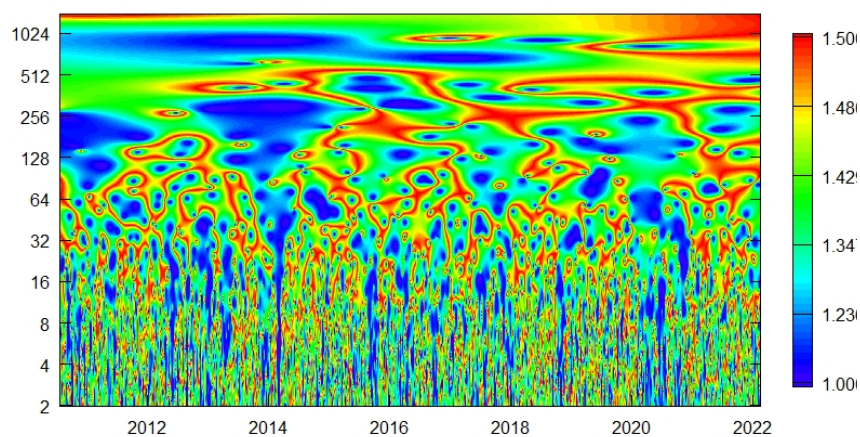


Рис. 5. VaR на основі вейвлет-аналізу дохідностей Біткоіна та індексу Доу-Джонса

Джерело: розроблено автором

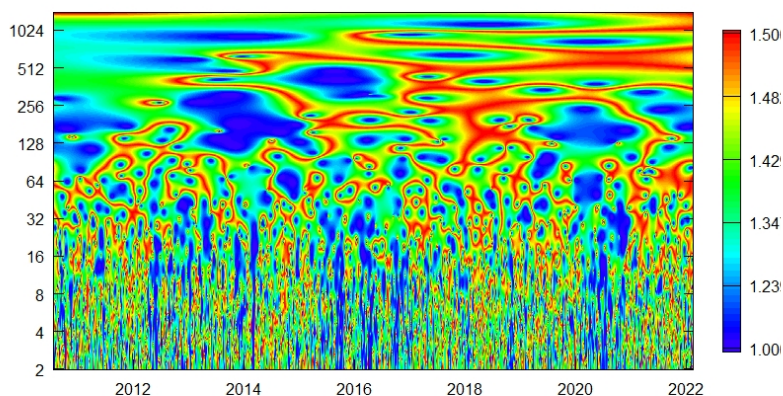


Рис. 6. VaR на основі вейвлет-аналізу дохідностей Біткоіна та індексу FTSE

Джерело: розроблено автором

Проілюструємо результати для пари індексів Біткоіна та індексу FTSE на рис. 21 в частотно-часовому просторі. Високі значення подібних рухів найбільше виявляються для великих періодів в 32-64 дні, що демонструє, що зі зростанням періоду зростає вплив несистематичного ризику. Для великих значень маємо, що подібна динаміка рухів Біткоіна та індекса FTSE збільшує значення ризику для

періодів у 128-256 дні для 2012-2013 та 2015-2019 років, у 256-512 дні для 2018-2022 років, у 32-128 для 2017-2020 років. Не є значним вплив подібної динаміки рухів індексів протягом 2010, 2013-2015 та 2020-2021 років для періодів у 128-256 дні, де відношення строго дорівнює одиниці.

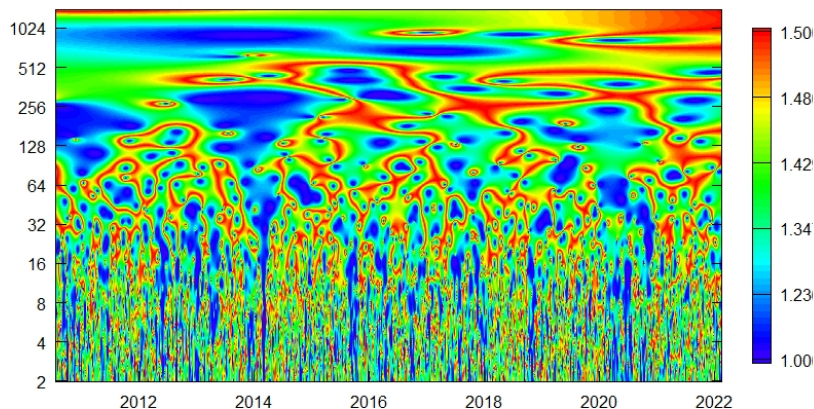


Рис. 7. VaR на основі вейвлет-аналізу дохідностей Біткоіна та індексу S&P

Джерело: розроблено автором

Проінтерпретуємо результати для пари індексів Біткоіна та індексу S&P, що графічно представлені на *рис. 22* та демонструють зміну з періодом та часом в частотно-часовому просторі. Оскільки значення відношення загального VaR до несистематичного ризику є вищим за одиницю, то маємо, що подібна динаміка рядів для Біткоіна та індексу S&P впливає на VaR. Для великих значень маємо, що співнапрявленість рухів Біткоіна та індекса S&P збільшує значення ризику для періодів у 256-512 дні для 2010-2011 та 2018-2020 років, у 128-256 дні для 2016-2019 років, у 32-128 для 2012-2014, 2015-2019 років. Не є значним вплив для періодів у 2-32 дні та у 128-256 дні для , де спостерігаються періодичні області зі значенням в одиницю.

На *рис. 23* графічно представлені для пари індексів Біткоіна та українського фондового індексу PFTS. Найяскравіше дана співнапрявленість рухів проявляється для періодів в 32-128 дні для 2018-2020 років та 256-512 дні на всьому часовому проміжку окрім 2011-2013 та 2018-2020 років, що демонструє, що зі зростанням періоду зростає і несистематичний ризик. Не є значним вплив протягом для періодів у 2-32 дні для 2013 та 2016-2019, де систематичний ризик є незначним.

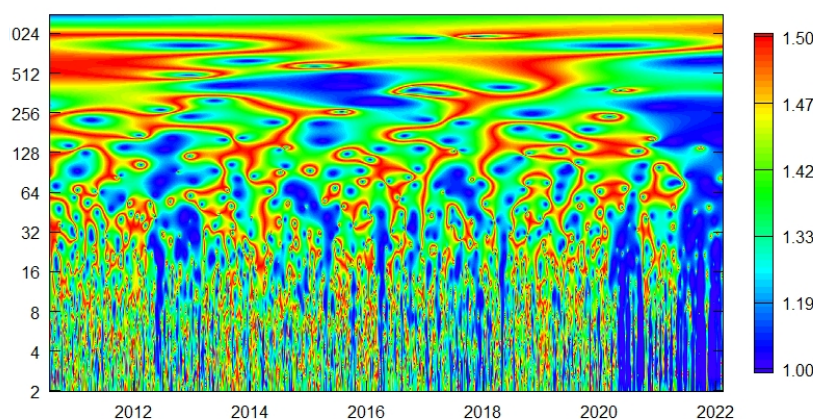


Рис. 8. VaR на основі вейвлет-аналізу дохідностей Біткоіна та індексу PFTS

Джерело: розроблено автором

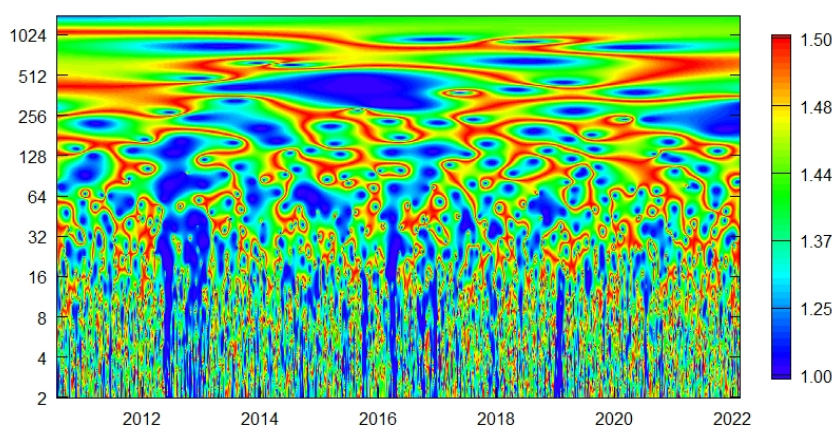


Рис. 9. VaR на основі вейвлет-аналізу дохідностей Біткоіна та індексу UX

Джерело: розроблено автором

Наведемо інтерпретацію результатів для пари індексів Біткоіна та українського фондового індексу UX, що графічно представлені на *рис.24*. Оскільки значення відношення загального VaR до несистематичного ризику є вищим за одиницю, то це означає, що подібна динаміка рядів для Біткоіна та індексу UX впливає на VaR. Найяскравіше дана ситуація проявляється для періодів в 32-128 дні та 256-512 дні на всьому часовому проміжку окрім 2012-2013 та 2015-2016 років, що демонструє, що зі зростанням періоду зростає і несистематичний ризик. Не є значним вплив протягом для періодів у 2-32 дні, де систематичний ризик є незначним.

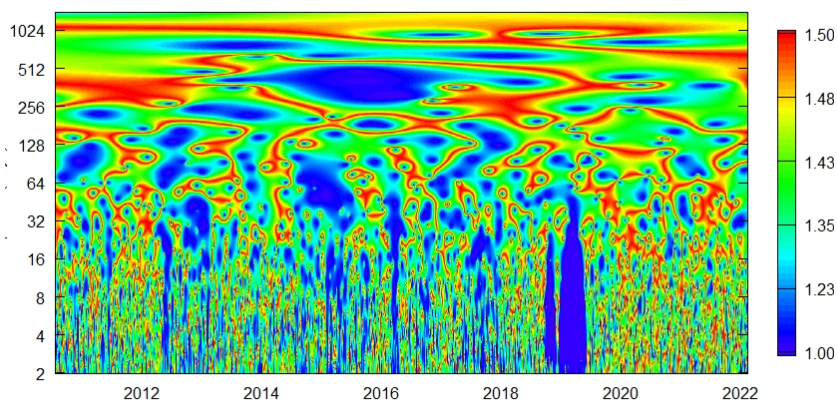


Рис. 10. VaR на основі вейвлет-аналізу дохідностей Біткоіна та індексу UTX

Джерело: розроблено автором

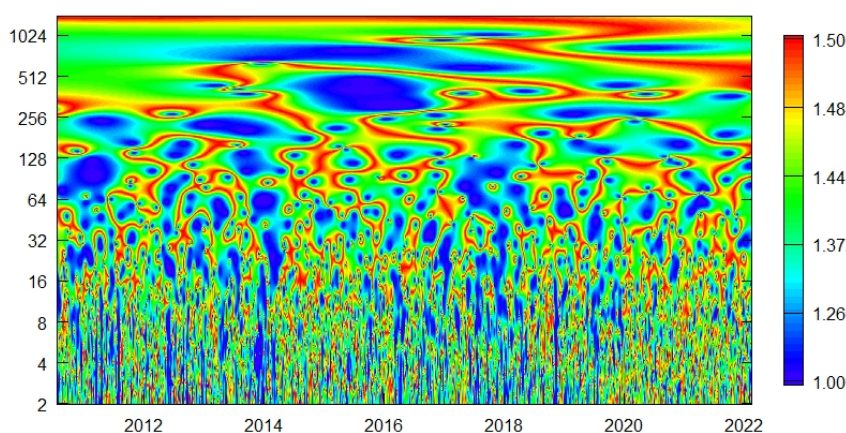


Рис. 11. VaR на основі вейвлет-аналізу дохідностей Біткоіна та індексу Dragon Capital

Джерело: розроблено автором

Представимо результати для пари індексів Біткоіна та індексу UTX, що графічно представлені на *рис. 25* та демонструють зміну з періодом та часом в частотно-часовому просторі. Зазначимо, що значення відношення загального VaR до несистематичного ризику є вищим за одиницю, що означає, що подібна динаміка рядів для Біткоіна та індексу UTX впливає на величину загального ризику. Особливо це має яскравий прояв для великих періодів в 256-512 дні для 2010-2013 та 2018-2020 років, що демонструє, що зі зростанням періоду зростає і несистематичний ризик. Значення відношення рівного одиниці характерно для областей періодів у 2-32 дні для 2012-2013, 2015-2018 і 2019 років та у 256-512 дні 2015-2017 років.

Проінтерпретуємо результати для пари індексів Біткоіна та індексу Dragon Capital, що графічно представлені на *рис. 26* та відображають зміну з періодом та часом з періодом та часом. Оскільки значення відношення загального VaR до несистематичного ризику є вищим за одиницю, то це означає, що подібна динаміка рядів для Біткоіна та індексу Dragon Capital впливає на величину загального ризику. Найвищий рівень спостерігається для періодів в 256-512 дні для 2010-2013 та 2018-2020 років. Для періодів у 2-64 дні на всьому часовому проміжку спостерігаються періодичні області зі значення в одиницю.

Отримані результати оцінювання VaR методами вейвлет-аналізу демонструють, що на всьому періоді на високих частотах спостерігається більший вплив несистематичного ризику. Це означає, що величина потенційних збитків / вигащів буде більш істотною для більших періодів, аніж для низьких. Таким чином підсумуємо, що проведене дослідження свідчить, що врахування і часу, і періодів забезпечують краще хеджування ризиків, що відповідно диверсифікацію портфелю вигідніше здійснювати зважаючи на часово-частотний простір.

3.4. Знаходження оцінки копули за допомогою вейвлет-аналізу для вивчення міжринкових зв'язків під час пандемії COVID-19

Відповідно до результатів вейвлет-когерентності між Біткоіном та світовими фінансовими індексами можливо помітити, що для періоду в 32-128 дні для 2019 року характерний низький рівень вейвлет-когерентності, а для того ж періоду в 2020 році спостерігаються навпаки високі значення, що демонструє, що одразу після спалаху пандемії COVID-19 фондові індекси та Біткоін демонструють високу взаємозалежність. Інакше кажучи, спільні рухи (позитивні чи негативні), були сильнішими під час пандемії COVID-19 у більшості розглянутих рядів. Результати вейвлет-аналізу показують ступінь спільного руху між Біткоіном та фінансовими індексами і дозволяють припустити, що параметричний аналіз може дати глибше розуміння ефектів поширення під час спалаху COVID-19.

Для створення моделей WC-GARCH були використані пакети `copula` та `rugarch` в програмному середовищі R. Пакет `rugarch` призначений для забезпечення гнучкого та багатого середовища моделювання та тестування одновимірних GARCH. Пакет `copula` дозволяє отримати класи широко використовуваних еліптичних, (вкладених) архімедових, екстремальних значень та інших сімейств копул; методи для щільності, розподілу, генерації випадкових чисел, та побудови графіків. Цей пакет є частиною того, що раніше було пакетом `rgarch`, який був розділений на одновимірні (`rugarch`) та багатовимірні (`rmgarch`) моделі для спрощення обслуговування та використання [68-69].

Для вивчення впливу пандемії COVID-19 датасет був розбитий на два підперіоди: перший, що включає дані з липня 2010 по листопад 2019; та другий підперіод, що включає спостереження з кінця листопаду 2019 року до середини грудня 2022 року.

Моделювання WC-GARCH передбачає оцінку загалом $(6 \times Dj) = 42$ моделей GARCH-GJR (1,1) для кожного підперіоду, що дає загальну кількість моделей для оцінки $(6 \times Dj \times 2) = 84$.

Однак, щоб отримати уявлення про величину розрахункових коефіцієнтів для рівнянь умовної дисперсії, розглянемо у двох підперіодах, представлені в таблицях 2 і 3 результати оцінки для граничних розподілів для Біткоіна і світових та українських фінансових індексів.

У *табл. 2* та *3* представлені оцінки параметрів GARCH-GJR (1,1) для моделей, розрахованих для періоду до та під час спалаху COVID-19, відповідно. З *табл. 2* випливає, що індекси фондового ринку мають високу стійкість, оскільки величина розрахункових параметрів β відносно висока для всіх рядів, що оцінюються. У *табл. 2* і *3* спостерігаємо незначний вплив на волатильність фондового ринку, оскільки всі розрахункові значення γ незначно відрізняються від нуля.

Більш того, діагностичні випробування, включені в нижню частину таблиці 2 і 3 відкидають нульову гіпотезу про автокореляцію аж до 7-го лага. Зазначимо, що у *табл. 3* більшість розрахункових коефіцієнтів β є меншими у

порівнянні з табл. 2, що вказує на те, що спалах пандемії COVID-19 не збільшив стійкість на фондових ринках.

Таблиця 2.

Результати оцінки моделей з одним рівнянням для індексів фондового ринку, що розглядаються, до спалаху COVID-19.

	BTC	DJ	FTSE	ПФТС	UX	UTX	КР
α	1.4201	0.12407	0.36941	1.7973	0.2147	0.2147	0.07615
β	0.5619	0.24337	0.42831	1.3371	0.1638	0.1638	0.15725
γ	0.3684	2.21694	11.5350	3.2464	1.1650	1.1650	0.49136
ARCH	1.5906	10.6356	16.9107	3.0081	2.393	2.393	0.01234
Lag (7)							

Таблиця 3.

Результати оцінки моделей з одним рівнянням для індексів фондового ринку, що розглядаються, після спалаху COVID-19.

	BTC	DJ	FTSE	ПФТС	UX	UTX	КР
α	0.11138	0.5718	0.6510	0.96753	0.12014	0.35523	0.09491
β	0.06199	0.3903	0.3152	0.89419	0.16422	0.20039	0.07034
γ	0.07349	0.2928	0.0326	0.28066	48.1585	0.09748	1.19945
ARCH	2.04413	3.8979	12.34	0.04413	2.7039	4.062	10.4085
Lag (7)							

ВИСНОВКИ

Врахування динаміки подібних рухів між світовими та вітчизняними ринками як і раніше залишається відкритою темою та привертає увагу як потенційних інвесторів, так і наукову спільноту. Динамічний, нелінійний та асиметричний характер поведінки дохідностей часових рядів унеможлиблює використання лінійної кореляції для розв'язання питань з приводу формування портфелю і призводить до неправдивих оцінок при розподілі активів та прийнятті оптимальних рішень. Тому для проведеного дослідження використовувалися методи перехресного вейвлет-аналізу та вейвлет-когерентності, що застосовувалися до логарифмічних дохідностей Біткоіна та біржових фондових індексів.

В даній роботі досліджено динаміку подібних рухів Біткоіна та біржових фондових індексів та оцінено модель копули на основі вейвлет-технологій для дослідження впливу COVID-19.

Зазначимо, що проведене дослідження висвітлює важливість оцінювання ризику портфеля з урахуванням динаміки подібних рядів в часово-частотному просторі, звертаючи увагу інвестора що на довгострокову, що на короткострокову перспективу. Результати отримані за допомогою вейвлет-перетворення та вейвлет-когерентності, свідчать, що динаміка подібних рухів індексу Біткоіна та світових і українських фондових індексів різняться в просторі і часі.

Для перехресного вейвлет-перетворення для часових рядів дохідностей Біткоіна та фондових індексів переважно маємо, що протягом 2011 – 2014 років для періоду у 32-128 днів характерні області з динамікою подібних рухів. Період у 16-32 дні з високим рівнем подібної динаміки рядів характерний для 2010-2011 та 2014 років. Період у 2-16 дні характеризується періодичними проявами областей з подібною динамікою рядів з високою значущістю особливо протягом 2010- 2016 та 2020-2022 років для всіх індексів окрім індексу ПФТС та індексу UX.

Розглядаючи вейвлет-когерентність для часових рядів дохідностей Біткоіна та індексів протягом 2010-2022 років, маємо, що області з рівнем вейвлет-когерентності близьким до 0,9 характерні для всього часового проміжку з періодом в 32-128 дні для всіх індексів окрім індексу UTX. Области з найвищим рівнем вейвлет-когерентності припадають на 2010-2013 з періодом у 256-512 дні для всіх індексів.

Отримані результати оцінювання VaR методами вейвлет-аналізу демонструють, що на всьому періоді на високих частотах спостерігається більший вплив несистематичного ризику. Це означає, що величина потенційних збитків / вигащів буде більш істотною на більших періодах, ніж на менших. Також маємо, що співнапрявленість рухів Біткоіна та фондових індексів в цілому збільшує значення ризику. Загалом проведене дослідження підкреслює, що інвестори використовують криптовалюту Біткоін через хеджувальні мотиви.

Результати вейвлет-когерентності між Біткоїном та світовими фінансовими індексами демонструють, що для періоду в 32-128 дні для 2019 року характерний низький рівень вейвлет-когерентності, а для того ж періоду в 2020 році спостерігаються навпаки високі значення, що означає, що одразу після спалаху пандемії COVID-19 фондові індекси та Біткоін демонструють високу взаємозалежність. Інакше кажучи, спільні рухи (позитивні чи негативні), були сильнішими під час пандемії COVID-19 у більшості розглянутих рядів.

Для вивчення впливу пандемії COVID-19 було створено WC-GARCH моделі для доковідних та післяковідних рядів. З результатів маємо, що індекси фондового ринку мають високу стійкість, оскільки величина розрахункових параметрів β відносно висока для всіх рядів, що оцінюються та було отримано незначний вплив на волатильність фондового ринку, оскільки всі розрахункові значення γ незначно відрізняються від нуля. Оскільки з отриманих даних, більшість розрахункових коефіцієнтів β є меншими у порівнянні з доковідним періодом, то можна зробити висновок, що спалах пандемії COVID-19 не збільшив стійкість на фондових ринках.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Кравець Т. Вейвлет-аналіз індексів фондових ринків України та Польщі в періоди кризи та релаксації / Т. Кравець, А. Ситенко // Вісник КНУ імені Тараса Шевченка: Економіка. – 2012. – № 132. – С. 39 – 43.
2. Зомчак Л.М. Передпрогнозний аналіз фондового індексу ПФТС методами вейвлет-технологій // Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України: Збірник наукових праць. – Випуск 22. – Суми: УАБС НБУ, 2007. – с. 18-33.
3. Кравець, Т. Моделювання доходностей європейських фондових індексів методами вейвлет-аналізу / Т. Кравець // Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка. Економіка. — 2012. — №140. — с. 65-69.
4. Mensi Walid, Rehman Mobeen, Maitra Debasish, Sensoy Ahmet. Does Bitcoin Comove and Share Risk with Sukuk and Islamic Stock Indexes? Evidences using Time-Frequency Approach – 2018.
5. Aguiar-Conraria, L., Soares, M. J. Business Cycle Synchronization and the Euro: A Wavelet Analysis. Journal of Macroeconomics, №33, p. 477– 489. – 2011.
6. Субботин А. Волатильность и корреляция фондовых индексов на множественных горизонтах / А. Субботин, Е. Буянова // Управление риском, 2008. – № 47(3). – 51-59 с; № 47(4). – с. 23-40.
7. Любушин А.А. Анализ данных систем геофизического и экологического мониторинга / А.А. Любушин. – М.: Наука, 2007. –с. 228.
8. Любушин А.А. Статистики временных фрагментов низкочастотных микросейсм: их тренды и синхронизация / А.А. Любушин // Физика Земли, 2010. – № 6. – с. 86-96.
9. Піскун О. В. Використання методів нелінійного аналізу для моніторингу валютних ринків / О.В. Піскун // Бізнес Інформ. – 2012. – №3. – с. 58–61.

10. Grinsted A. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series / A. Grinsted, J. C. Moore, S. Jevrejeva // *Nonlinear Processes in Geophysics*. 11.–P. 561–566. – 2004.
11. Fernandez-Macho, J.: Wavelet multiple correlation and cross-correlation: A multiscale analysis of euro zone stock markets. *Physica A*, №4, p. 1097-1104 – 2012.
12. Liashenko, Olena, Kravets, Tetyana. The Relationship between Oil and Gas Prices, Dow Jones and US Dollar Indexes: A Wavelet Co-movement Estimation and Neural Network Forecasting – 2019.
13. Nasreen, S.; Naqvi, S.A.A.; Tiwari, A.K.; Hammoudeh, S.; Shah, S.A.R. A Wavelet-Based Analysis of the Co-Movement between Sukuk Bonds and Shariah Stock Indices in the GCC Region: Implications for Risk Diversification. *J. Risk Financial Manag.* 13, p. 63 – 2020.
14. Сапачук, Юрій Миколайович. Фінансовий ринок України: проблеми і перспективи / Ю. М. Сапачук // *Актуальні проблеми економіки : Науковий екон. журнал.* – №11. – С. 219-225 – 2011.
15. Базилевич В. Розвиток фінансового ринку в сучасних умовах / В. Базилевич // *Фінанси України.*– №12. – С.5-12. – 2009.
16. Желюк Т. Використання криптовалюти на ринку платежів: нові можливості для національних економік / Т. Желюк, О. Бречко // *Вісник Тернопільського національного економічного університету.* - Вип. 3. - С. 50- 60. - 2016
17. Пластун О.Л. Персистентність фондового ринку України як індикатор оцінки рівня його ефективності / О.Л. Пластун // *Видавництво Львівської політехніки,* – С. 274-275. – 2014.
18. Гончаренко О. С. Особливості функціонування криптовалют на 32 світових ринках. / Гончаренко О. С. // *Миколаївський національний університет імені В.О. Сухомлинського* — випуск 5. — 2015. [Електронний ресурс] // Режим доступу до ресурсу: <http://globalnational.in.ua/archive/5-2015/168.pdf>.

19. Жихор О. Б. Функціональні та класифікаційні аспекти фондових індексів / О.Б.Жихор, І. І. Нескородєва // Економіка промисловості. - № 4. - С. 5- 14. - 2013.
20. Меркулова Т. В. Системний аналіз світового ринку криптовалют / Т. В. Меркулова, Ю. М. Маслій. // вісник харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. – №93. – С. 92–100. - 2017.
21. Меркулова Т. В. Довіра і соціально-економічний розвиток: кластерний аналіз зв'язку показників / Т. В. Меркулова, Г. А. Богданова. // Вісник харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. – №91. – С. 74–79. – 2016
22. Жихор О. Б. Функціональні та класифікаційні аспекти фондових індексів / О.Б.Жихор, І. І. Нескородєва // Економіка промисловості. - № 4. - С. 5-14. - 2013
23. Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, D. A. . The economics of Bitcoin price formation. / *Applied Economics*, 48(19),– p. 1799-1815. – 2016.
24. Батракова Т. І. Біткоїн як складова фінансової системи / Т. І. Батракова, А. А. Суконнова. // Науково-практичний економічний журнал «Економічні студії».– №2. – С. 176–178. – 2018.
25. Fernandez-Villaverde, J. and Sanches, D. (2016). Can currency competition work? Working Paper 22157, National Bureau of Economic Research.
26. Yermack, D. Corporate governance and blockchains. *Review of Finance*, 21(1):7–31. - 2017.
27. Yermack, D. The potential of digital currency and blockchains. *NBER Reporter*, (1):14–17. – 2018.
28. Bordo, M. D. and Levin, A. T. Central bank digital currency and the future of monetary policy. *Economics Working Papers* 17104, Hoover Institution, Stanford University. – 2017.
29. Schilling, L. and Uhlig, H. Some simple bitcoin economics. Working Paper 24483, National Bureau of Economic Research. – 2018.

30. Безвух С. В. Фондові біржові індекси в Україні та світі: сутність, методи розрахунку, тенденції і проблеми формування [Електронний ресурс] / С. В. Безвух // Глобальні та національні проблеми економіки. – 2016. – № 8. – С. 623–629. – Режим доступу : <http://global-national.in.ua/issue-8-2016>.
31. Індекс Доу-Джонса [Електронний ресурс] // Dow Jones – Режим доступу до ресурсу: <https://www.dowjones.com/>
32. Індекс FTSE [Електронний ресурс] // FTSE Russel – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ftserussell.com/>
33. Індекс S&P [Електронний ресурс] // S&P Indices and Dow Jones Indexes – Режим доступу до ресурсу: <https://us.spindices.com>
34. Пластун О.Л. Персистентність фондового ринку України як індикатор оцінки рівня його ефективності / О.Л. Пластун // Видавництво Львівської політехніки, – С. 274-275. –2014.
35. Minu K. K. Wavelet Neural Networks for Nonlinear Time Series Analysis / K. K. Minu, M. C. Lineesh, C. J. John // Applied Mathematical Sciences, – Vol. 4, No. 50. – P. 2485 – 2495. – 2010.
36. 3. Дремін И.М. Вейвлеты и их использование / И.М. Дремін, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // Успехи физических наук. – Том 171. – №5. – с. 465-501. –2001.
37. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB / Н.К. Смоленцев. – М: ДМК-Пресс. – с. 304. –2005.
38. Torrence, C., Compo, G. P. A Practical Guide to Wavelet Analysis. B. Am. Meteorol. Soc., 79, 61–78. – 1998.
39. Fernandez, V. The CAPM and value at risk at different timescales. International Review of Financial Analysis 15, 203—219. – 2006.
40. Sklar, C. 1959. Fonctions de repartition a n dimensions et leurs marges. Publications de l'Institut Statistique de l'Université de Paris 8: 229–31
41. Glosten, Lawrence R., Ravi Jagannathan, and David E. Runkle. 1993. On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. The Journal of Finance 48: 779–1801

42. Nikoloulopoulos, Aristidis K., Harry Joe, and Haijun Li. 2012. Vine copulas with asymmetric tail dependence and applications to financial return data. *Computational Statistics and Data Analysis* 56: 3659–73
43. Alqaralleh H, Canepa A. Evidence of Stock Market Contagion during the COVID-19 Pandemic: A Wavelet-Copula-GARCH Approach. *Journal of Risk and Financial Management*. 2021; 14(7):329.
44. Darrell Duffie and Jun Pan An Overview of Value at Risk. Darrell Duffie and Jun Pan. *The Journal of Derivatives Spring*, 4 (3) 7-49. – 1997.
45. 44. Loh, L.: Co-movement of Asia-Pacific with European and US stock market returns: A cross-time-frequency analysis. *Research in International Business and Finance*, 29, 1-13. –.2013.
46. Madaleno, M., Pinho, C.: International stock market indices comovements: a new look. *International Journal of Finance and Economics*, 17, 89-102. –.2013.
47. Vacha, L., Barunik, J.: Co-movement of energy commodities revisited: Evidence from wavelet coherence analysis. *Energy Economics*, 34(1), 241-247.–.2012.
48. Tiwari, A., Mutascu, M., Albulescu, C.: The influence of the international oil prices on the real effective exchange rate in Romania in a wavelet transform framework. *Energy Economics*, 40, 714-733. – 2013.
49. Akoum, I., Graham, M., Kivihaho, J., Nikkinen, J., Omran, M.: Co-movement of oil and stock prices in the GCC region: A wavelet analysis. *Quarterly Review of Economics and Finance*, 52, 385-394. – 2013.
50. Ramsey, J., Lampart, C.: Decomposition of economic relationships by timescale using wavelet. *Macroeconomic Dynamics*, 2, 49-71. – 1998.
51. Dajcman, S., Kavkler, A.: Wavelet analysis of stock return energy decomposition and return comovement- a case of some central European and developed European stock markets. *E a M: Economie a Management*, 17(1), 104-120. – 2014.
52. Torrence, C., Compo, G.: A practical guide to wavelet analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(1), 61-78. – 1998.

53. Fernández-Macho, J.: Time-Localized Wavelet Multiple Regression and Correlation. *Physica A*, 490, 1126-1236. – 2017.
54. Kristoufek, Ladislav. What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. – 2015.
55. Boubaker, Heni and Rezgui, Hichem. Co-movement between some commodities and the Dow Jones Islamic Index: A Wavelet analysis, *Economics Bulletin*, 40, issue 1, p. 574-586 . – 2015.
56. Gençay, R. , Selçuk, F. and Whitcher, B. Multiscale systematic risk, *Journal of International Money and Finance*, 24, 55-70. – 2020.
57. Rua, A., & Nunes, L. C. International comovement of stock market returns: A wavelet analysis. *Journal of Empirical Finance*, 16(4), 632-639. – 2009.
58. Mensi, W. Global Financial Crisis and Co-movements between Oil Prices and Sector Stock Markets in Saudi Arabia: A VaR based Wavelet. *Borsa Istanbul Review*. – 2017.
59. Fernandez, V. The international CAPM and a wavelet-based decomposition of value at risk, *Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics*, vol. 9, no. 4. – 2005.
60. Bouri, E., Molnár, P., Azzi, G., Roubaud, D., Hagfors, L. I. On the hedge and safe haven properties of Bitcoin: Is it really more than a diversifier? [Текст] / *Finance Research Letters*, 20, 192-198. – 2017.
61. Дербенцев В.Д., Сердюк О.А., Соловйов В.М., Шарапов О.Д. Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем. Монографія. / В.Д. Дербенцев, О.А. Сердюк, В.М. Соловйов. – Черкаси: Брама-Україна. – 287 с. – 2010.
62. Фондові індекси [Електронний ресурс] // Режим доступу до ресурсу: yahoo.finance.com
63. Фондові індекси [Електронний ресурс] // Режим доступу до ресурсу: investing.com
64. Індекс ПФТС [Електронний ресурс] // Перша фондова торгова система – Режим доступу до ресурсу: <http://pfts.ua>.

65. Grinsted A. Application of the cross wavelet transform and wavelet coherence to geophysical time series [Электронный ресурс] / A. Grinsted, J. C. Moore, S. Jevrejeva // *Nonlinear Processes in Geophysics*. – 11.– P. 561–566. – 2011.
66. Tian, H., and Cazelles, B., 2012. *WaveletCo*. [Электронный ресурс] Режим доступа до ресурсу: [//cran.r-project.org/src/contrib/Archive/WaveletCo/](http://cran.r-project.org/src/contrib/Archive/WaveletCo/).
67. Aguiar-Conraria L., and Soares M.J., 2012. *GWPackage*. Режим доступа до ресурсу: [//sites.google.com/site/aguiarconraria/joanasoares-wavelets](https://sites.google.com/site/aguiarconraria/joanasoares-wavelets).
68. Package ‘copula’. Multivariate Dependence with Copulas URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/copula/copula.pdf>
69. Package ‘rugarch’. Univariate GARCH Models. URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/copula/copula.pdf>
70. Nasreen, S.; Naqvi, S.A.A.; Tiwari, A.K.; Hammoudeh, S.; Shah, S.A.R. A Wavelet-Based Analysis of the Co-Movement between Sukuk Bonds and Shariah Stock Indices in the GCC Region: Implications for Risk Diversification. *J. Risk Financial Manag.* 13, p. 63 – 2020.
71. John Goodell, Stéphane Goutte. Co-movement of COVID-19 and Bitcoin: Evidence from wavelet coherence analysis. 2020.
72. Mustafa S. K., Ahmad M. A., Baranova V., Deineko Zh., Lyashenko V., Oyouni A. A. A. Using Wavelet Analysis to Assess the Impact of COVID-19 on Changes in the Price of Basic Energy Resources // *International Journal of Emerging Trends in Engineering Research*. – 2020. – Vol. 8(7). – P. 2907-2912.
73. Daniel Štifanić, Jelena Musulin, Adrijana Miočević, Sandi Baressi Šegota, Roman Šubić, Zlatan Car, "Impact of COVID-19 on Forecasting Stock Prices: An Integration of Stationary Wavelet Transform and Bidirectional Long Short-Term Memory", *Complexity*, vol. 2020, Article ID 1846926, 12 pages, 2020.
74. Ha, Wooseok & Singh, Chandan & Lanusse, Francois & Song, Eli & Dang, Song & He, Kangmin & Upadhyayula, Srigokul & Yu, Bin. (2021). Adaptive wavelet distillation from neural networks through interpretations.

75. Wei Sun, Chang Xu, Carbon price prediction based on modified wavelet least square support vector machine, *Science of The Total Environment*, Volume 754, 2021, 142052, ISSN 0048-9697,
76. Siraj Muhammed Pandhiani, Ani Bin Shabri, Time Series Forecasting Using Wavelet-Least Squares Support Vector Machines and Wavelet Regression Models for Monthly Stream Flow Data, *Open Journal of Statistics*, Vol.3 No.3, 2013, doi:10.4236/ojs.2013.33021
77. Yang L, Hamori S. Forecasts of Value-at-Risk and Expected Shortfall in the Crude Oil Market: A Wavelet-Based Semiparametric Approach. *Energies*. 2020; 13(14):3700.
78. Syah R, Davarpanah A, Elveny M, Karmaker AK, Nasution MKM, Hossain MA. Forecasting Daily Electricity Price by Hybrid Model of Fractional Wavelet Transform, Feature Selection, Support Vector Machine and Optimization Algorithm *Electronics*. 2021; 10(18):2214.
79. Qiao, Weibiao, Li, Zhaoyang, Liu, Enbin. (2021). Fastest-growing source prediction of US electricity production based on a novel hybrid model using wavelet transform. *International Journal of Energy Research*. 10.1002/er.7293.
80. Bello, R.A. (2021) Risk-Return in the Stock Market: A Wavelet Approach. *Journal of Mathematical Finance*, 11, 651-669.
81. Kristoufek, Ladislav. What are the main drivers of the Bitcoin price? Evidence from wavelet coherence analysis. – 2015.
82. Boubaker, Heni and Rezgui, Hichem. Co-movement between some commodities and the Dow Jones Islamic Index: A Wavelet analysis, *Economics Bulletin*, 40, issue 1, p. 574-586 . – 2015.
83. Gençay, R. , Selçuk, F. and Whitcher, B. Multiscale systematic risk, *Journal of International Money and Finance*, 24, 55-70. – 2020.
84. Rua, A., & Nunes, L. C. International comovement of stock market returns: A wavelet analysis. *Journal of Empirical Finance*, 16(4), 632-639. – 2009.

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмний код для обчислення перехресного вейвлет-перетворення
та вейвлет-когерентності

```
library(WaveletComp)
my.days <- seq(from = as.Date("2010-07-17"), to = as.Date("2019-02-04"), by =
"day")
my.data <- data.frame(date = my.days, x = btc_d, y = dj_d)

my.wc <- analyze.coherency(my.data, c(2,3),
    loess.span = 0, # no detrending required
    dt = 1, dj = 1/100, # resolution along period axis
    lowerPeriod = 2, # lowest period of interest: 3 hours"1/8
    make.pval = TRUE, # draws white lines indicating significance
    n.sim = 10) # higher number will give smoother white lines
wc.image(my.wc, which.image = "wp",
    n.levels = 50,
    legend.params = list(lab = "cross-wavelet power levels", label.digits=3),
    timelab = "calendar date",
    periodlab = "period (days)",
    plot.arrow = TRUE,
    use.sAngle = FALSE,
    p = 0,
    main = "Cross Wavelet Transform",
    which.arrow.sig = "wp",
    siglvl.arrow = 0.05,
    col.arrow = "black",
    show.date=TRUE,
    date.format="%Y-%m")
```

Продовження додатку А

```
wc.image(my.wc, which.image = "wc",  
         n.levels = 50,  
         legend.params = list(lab = "cross-wavelet power levels", label.digits=3),  
         timelab = "calendar date",  
         periodlab = "period (days)",  
         plot.arrow = TRUE,  
         use.sAngle = FALSE,  
         main = "Wavelet Coherence",  
         p = 1,  
         which.arrow.sig = "wc",  
         siglvl.arrow = 0.05,  
         col.arrow = "black",  
         show.date=TRUE,  
         date.format="%Y-%m")
```

Джерело: складено автором на основі пакета «Wavelet Comp» в програмному середовищі R

Програмний код для розрахунку множинної вейвлет-кореляції та
множинної перехресної вейвлет-кореляції

а) Програмний код для розрахунку множинної вейвлет-кореляції.

```
wf <- "d4"
```

```
J <- 8
```

```
btc.modwt <- modwt(btc, wf, J)
```

```
btc.modwt.bw <- brick.wall(btc.modwt, wf)
```

```
kp.modwt <- modwt(kp, wf, J)
```

```
kp.modwt.bw <- brick.wall(kp.modwt, wf)
```

```
pfts.modwt <- modwt(pfts, wf, J)
```

```
pfts.modwt.bw <- brick.wall(pfts.modwt, wf)
```

```
ux.modwt <- modwt(ux, wf, J)
```

```
ux.modwt.bw <- brick.wall(ux.modwt, wf)
```

```
utx.modwt <- modwt(utx, wf, J)
```

```
utx.modwt.bw <- brick.wall(utx.modwt, wf)
```

```
dj.modwt <- modwt(dj, wf, J)
```

```
dj.modwt.bw <- brick.wall(dj.modwt, wf)
```

```
sp.modwt <- modwt(sp, wf, J)
```

```
sp.modwt.bw <- brick.wall(sp.modwt, wf)
```

```
ftse.modwt <- modwt(ftse, wf, J)
```

```
ftse.modwt.bw <- brick.wall(ftse.modwt, wf)
```

```
xx <- list(btc.modwt.bw, kp.modwt.bw, pfts.modwt.bw, ux.modwt.bw,
```

```
utx.modwt.bw, dj.modwt.bw, sp.modwt.bw, ftse.modwt.bw)
```

```
Lst <- wave.multiple.correlation(xx, N = length(xx[[1]][[1]]))
```

```
indexes.modwt.cor <- Lst$xy.mulcor[1:J,]
```

```
YmaxR <- Lst$YmaxR
```

```
indexes.names <- c("BTC", "KP", "PFTS", "UX", "UTX", "DJ", "SP", "FTSE")
```

```
##Plot
```

```
par(mfrow=c(1,1), las=0, mar=c(5,4,4,2)+.1)
```

```
matplot(2^(0:(J-1)), indexes.modwt.cor[-(J+1),], type="b",
```

```
  log="x", pch="*LU", xaxt="n", lty=1, col=c(1,4,4),
```

```
  xlab="Wavelet Scale", ylab="Wavelet Multiple Correlation")
```

```
axis(side=1, at=2^(0:7))
```

```
abline(h=0)
```

```
text(2^(0:7), min(indexes.modwt.cor[-(J+0.5),])-0.041,
```

```
  labels=indexes.names[YmaxR], adj=0.5, cex=0.7)
```

б) Програмний код для розрахунку множинної перехресної вейвлет-кореляції.

```
wf <- "d4"
```

```
J <- 6
```

```
lmax <- 30
```

```
btc.modwt <- modwt(btc, wf, J)
```

```
btc.modwt.bw <- brick.wall(btc.modwt, wf)
```

```
ux.modwt <- modwt(ux, wf, J)
```

```
ux.modwt.bw <- brick.wall(ux.modwt, wf)
```

```
utx.modwt <- modwt(utx, wf, J)
```

```
utx.modwt.bw <- brick.wall(utx.modwt, wf)
```

```
pfts.modwt <- modwt(pfts, wf, J)
```

```
pfts.modwt.bw <- brick.wall(pfts.modwt, wf)
```

```
kp.modwt <- modwt(kp, wf, J)
```

```
kp.modwt.bw <- brick.wall(kp.modwt, wf)
```

```
dj.modwt <- modwt(dj, wf, J)
```

```
dj.modwt.bw <- brick.wall(dj.modwt, wf)
```

```

sp.modwt <- modwt(sp, wf, J)
sp.modwt.bw <- brick.wall(sp.modwt, wf)
ftse.modwt <- modwt(ftse, wf, J)
ftse.modwt.bw <- brick.wall(ftse.modwt, wf)

xx <- list(btc.modwt.bw, ux.modwt.bw, utx.modwt.bw, pfts.modwt.bw,
kp.modwt.bw, dj.modwt.bw, sp.modwt.bw, ftse.modwt.bw)

Lst <- wave.multiple.cross.correlation(xx, lmax)

indexes.cross.cor <- as.matrix(Lst$xy.mulcor[1:J,])
YmaxR <- Lst$YmaxR
indexes.names <- c("BTC", "UX", "UTX", "PFTS", "KP", "DJ", "SP", "FTSE")
rownames(indexes.cross.cor) <- rownames(indexes.cross.cor,
do.NULL = FALSE, prefix = "Level ")
lags <- length(-lmax:lmax)
lower.ci <- tanh(atanh(indexes.cross.cor) - qnorm(0.975) /
sqrt(matrix(trunc(n/2^(1:J)), nrow=J, ncol=lags)- 3))
upper.ci <- tanh(atanh(indexes.cross.cor) + qnorm(0.975) /
sqrt(matrix(trunc(n/2^(1:J)), nrow=J, ncol=lags)- 3))
par(mfrow=c(3,2), las=1, pty="m", mar=c(2,3,1,0)+.1, oma=c(1.2,1.2,0,0))
for(i in J:1) {
matplot((1:(2*lmax+1)),indexes.cross.cor[i,], type="l", lty=1, ylim=c(-1,1),
xaxt="n", xlab="", ylab="", main=rownames(indexes.cross.cor)[[i]][1])
if(i<3) {axis(side=1, at=seq(1, 2*lmax+1, by=12),
labels=seq(-lmax, lmax, by=12))}
#axis(side=2, at=c(-.2, 0, .5, 1))
lines(lower.ci[i,], lty=1, col=2) ##Add Connected Line Segments to a Plot
lines(upper.ci[i,], lty=1, col=2)

```

```
abline(h=0,v=lmax+1) ##Add Straight horiz and vert Lines to a Plot
text(1,1, labels=indexes.names[YmaxR[i]], adj=0.25, cex=.8)}
par(las=0)
mtext('Lag (days)', side=1, outer=TRUE, adj=0.5)
mtext('Wavelet Multiple Cross-Correlation', side=2, outer=TRUE, adj=0.5)
```

Джерело: складено автором на основі пакета «wavetmccor» в програмному середовищі R

Програмний код для розрахунку співвідношення

загального VaR до систематичного ризику за допомогою вейвлет-аналізу

```
library(WaveletComp)
my.days <- seq(from = as.Date("2010-07-17"), to = as.Date("2019-02-04"), by =
"day")
my.data1 <- data.frame(date = my.days, x = btc_d, y = dj_d)
my.data2 <- data.frame(date = my.days, x = btc_d, y = btc_d)
my.data3 <- data.frame(date = my.days, x = dj_d, y = dj_d)
my.wc1 <- analyze.coherency(my.data1, c(2,3),
    loess.span = 0, # no detrending required
    dt = 1, dj = 1/100, # resolution along period axis
    lowerPeriod = 2, # lowest period of interest: 3 hours"1/8
    make.pval = TRUE, # draws white lines indicating significance
    n.sim = 10) # higher number will give smoother white lines
my.wc2 <- analyze.coherency(my.data2, c(2,3),
    loess.span = 0, # no detrending required
    dt = 1, dj = 1/100, # resolution along period axis
    lowerPeriod = 2, # lowest period of interest: 3 hours"1/8
    make.pval = TRUE, # draws white lines indicating significance
    n.sim = 10) # higher number will give smoother white lines
my.wc3 <- analyze.coherency(my.data3, c(2,3),
    loess.span = 0, # no detrending required
    dt = 1, dj = 1/100, # resolution along period axis
    lowerPeriod = 2, # lowest period of interest: 3 hours"1/8
    make.pval = TRUE, # draws white lines indicating significance
    n.sim = 10) # higher number will give smoother white lines
my.wc_new<-my.wc1
my.wc_new $Angle <-
(my.wc1$Angle+my.wc2$Angle+my.wc3$Angle)/(my.wc2$Angle+my.wc3$Angle)
```

my.wc_new \$sAngle<-

$(my.wc1\$sAngle+my.wc2\$sAngle+my.wc3\$sAngle)/(my.wc2\$sAngle+my.wc3\$sAngle)$

my.wc_new \$Wave.xy<-

$(my.wc1\$Wave.xy+my.wc2\$Wave.xy+my.wc3\$Wave.xy)/(my.wc2\$Wave.xy+my.wc3\$Wave.xy)$

my.wc_new \$sWave.xy<-

$(my.wc1\$sWave.xy+my.wc2\$sWave.xy+my.wc3\$sWave.xy)/(my.wc2\$sWave.xy+my.wc3\$sWave.xy)$

my.wc_new \$Power.xy<-

$(my.wc1\$Power.xy+my.wc2\$Power.xy+my.wc3\$Power.xy)/(my.wc2\$Power.xy+my.wc3\$Power.xy)$

my.wc_new \$Power.xy.avg<-

$(my.wc1\$Power.xy.avg+my.wc2\$Power.xy.avg+my.wc3\$Power.xy.avg)/(my.wc2\$Power.xy.avg+my.wc3\$Power.xy.avg)$

my.wc_new \$Power.xy.pval<-

$(my.wc1\$Power.xy.pval+my.wc2\$Power.xy.pval+my.wc3\$Power.xy.pval)/(my.wc2\$Power.xy.pval+my.wc3\$Power.xy.pval)$

my.wc_new \$Power.xy.avg.pval<-

$(my.wc1\$Power.xy.avg.pval+my.wc2\$Power.xy.avg.pval+my.wc3\$Power.xy.avg.pval)/(my.wc2\$Power.xy.avg.pval+my.wc3\$Power.xy.avg.pval)$

my.wc_new \$Coherency<-

$(my.wc1\$Coherency+my.wc2\$Coherency+my.wc3\$Coherency)/(my.wc2\$Coherency+my.wc3\$Coherency)$

my.wc_new \$Coherence<-

$(my.wc1\$Coherence+my.wc2\$Coherence+my.wc3\$Coherence)/(my.wc2\$Coherence+my.wc3\$Coherence)$

my.wc_new \$Coherence.avg<-

(my.wc1\$Coherence.avg+my.wc2\$Coherence.avg+my.wc3\$Coherence.avg)/(my.wc2\$Coherence.avg+my.wc3\$Coherence.avg)

my.wc_new \$Coherence.pval<-

(my.wc1\$Coherence.pval+my.wc2\$Coherence.pval+my.wc3\$Coherence.pval)/(my.wc2\$Coherence.pval+my.wc3\$Coherence.pval)

my.wc_new \$Coherence.avg.pval<-

(my.wc1\$Coherence.avg.pval+my.wc2\$Coherence.avg.pval+my.wc3\$Coherence.avg.pval)/(my.wc2\$Coherence.avg.pval+my.wc3\$Coherence.avg.pval)

my.wc_new \$Wave.x<-

(my.wc1\$Wave.x+my.wc2\$Wave.x+my.wc3\$Wave.x)/(my.wc2\$Wave.x+my.wc3\$Wave.x)

my.wc_new \$Wave.y<-

(my.wc1\$Wave.y+my.wc2\$Wave.y+my.wc3\$Wave.y)/(my.wc2\$Wave.y+my.wc3\$Wave.y)

my.wc_new \$Phase.x<-

(my.wc1\$Phase.x+my.wc2\$Phase.x+my.wc3\$Phase.x)/(my.wc2\$Phase.x+my.wc3\$Phase.x)

my.wc_new \$Phase.y<-

(my.wc1\$Phase.y+my.wc2\$Phase.y+my.wc3\$Phase.y)/(my.wc2\$Phase.y+my.wc3\$Phase.y)

my.wc_new \$Ampl.x<-

(my.wc1\$Ampl.x+my.wc2\$Ampl.x+my.wc3\$Ampl.x)/(my.wc2\$Ampl.x+my.wc3\$Ampl.x)

my.wc_new \$Ampl.y<-

(my.wc1\$Ampl.y+my.wc2\$Ampl.y+my.wc3\$Ampl.y)/(my.wc2\$Ampl.y+my.wc3\$Ampl.y)

my.wc_new \$Power.x<-

(my.wc1\$Power.x+my.wc2\$Power.x+my.wc3\$Power.x)/(my.wc2\$Power.x+my.wc3\$Power.x)

my.wc_new \$Power.y<-

(my.wc1\$Power.y+my.wc2\$Power.y+my.wc3\$Power.y)/(my.wc2\$Power.y+my.wc3\$Power.y)

my.wc_new \$Power.x.avg<-

(my.wc1\$Power.x.avg+my.wc2\$Power.x.avg+my.wc3\$Power.x.avg)/(my.wc2\$Power.x.avg+my.wc3\$Power.x.avg)

my.wc_new \$Power.y.avg<-

(my.wc1\$Power.y.avg+my.wc2\$Power.y.avg+my.wc3\$Power.y.avg)/(my.wc2\$Power.y.avg+my.wc3\$Power.y.avg)

my.wc_new \$Power.x.pval<-

(my.wc1\$Power.x.pval+my.wc2\$Power.x.pval+my.wc3\$Power.x.pval)/(my.wc2\$Power.x.pval+my.wc3\$Power.x.pval)

my.wc_new \$Power.y.pval<-

(my.wc1\$Power.y.pval+my.wc2\$Power.y.pval+my.wc3\$Power.y.pval)/(my.wc2\$Power.y.pval+my.wc3\$Power.y.pval)

my.wc_new \$Power.x.avg.pval<-

(my.wc1\$Power.x.avg.pval+my.wc2\$Power.x.avg.pval+my.wc3\$Power.x.avg.pval)/(my.wc2\$Power.x.avg.pval+my.wc3\$Power.x.avg.pval)

my.wc_new \$Power.y.avg.pval<-

(my.wc1\$Power.y.avg.pval+my.wc2\$Power.y.avg.pval+my.wc3\$Power.y.avg.pval)/(my.wc2\$Power.y.avg.pval+my.wc3\$Power.y.avg.pval)

my.wc_new \$\$Power.x<-

(my.wc1\$\$Power.x+my.wc2\$\$Power.x+my.wc3\$\$Power.x)/(my.wc2\$\$Power.x+my.wc3\$\$Power.x)

```
my.wc_new $$Power.y<-  
(my.wc1$$Power.y+my.wc2$$Power.y+my.wc3$$Power.y)/(my.wc2$$Power.y+my.  
wc3$$Power.y)  
wc.image(my.wc_new, which.image = "wp",  
         n.levels = 50,  
         legend.params = list(lab = "cross-wavelet power levels", label.digits=3),  
         timelab = "calendar date",  
         periodlab = "period (days)",  
         show.date=TRUE, date.format="%Y-%m")
```

Джерело: складено автором на основі пакета «Wavelet Comp» в програмному середовищі R

Київський національний університет імені Тараса Шевченка
Економічний факультет
Кафедра економічної кібернетики

ЗАВДАННЯ
на кваліфікаційну роботу магістра
студентки 2 курсу магістратури спеціальності 051 «Економіка»,
ОНП «Економічна кібернетика»
Яковенко Наталії Олександрівни

1. Тема роботи: «Моделювання динаміки подібних рухів в часово-частотному просторі з урахуванням впливу COVID-19 для фондових індексів та Біткоіна»
2. Термін завершення роботи: 12 травня 2022 року.
3. Об'єкт дослідження: індекс Біткоіна та світові і українські фондові індекси – індекс Доу-Джонса, FTSE 100 та S&P 500 і українські фондові індекси – індекс PFTS, UX, UTX та Dragon Capital.
4. Предмет дослідження: моделювання за допомогою методів вейвлет-аналізу – перехресне вейвлет-перетворення вейвлет-когерентність, множинна вейвлет-кореляція, множинна перехресна вейвлет-кореляція та VaR та модель копули на основі вейвлет-технологій
5. Мета дослідження: аналіз динаміки подібних рухів та оцінювання ризиків Біткоіна та світових і українських фондових індексів заснований на декомпозиції часових рядів за часом і масштабам з використанням вейвлет-технологій з врахуванням впливу COVID-19.
6. Завдання дослідження:
 - 7.1. дослідити подібну динаміку рядів за допомогою вейвлет-перетворень, вейвлет-когерентності та множинної вейвлет-кореляції;
 - 7.2. оцінити несистематичний ризик за допомогою популярного інструмента оцінки ризиків – Value at Risk на основі вейвлет-технологій;
 - 7.3. оцінити за допомогою моделі копули на основі вейвлет-технологій динаміку подібних рухів з урахуванням впливу COVID-19.

Науковий керівник: к. ф.-м. н., доц. Кравець Тетяна Вікторівна
Студент: Яковенко Наталія Олександрівна

Затверджено на засіданні кафедри економічної кібернетики
Протокол №3 від 12 жовтня 2021 р.

Календарний план виконання роботи магістра

№	Етапи роботи магістра	Терміни виконання	Відмітка керівника про виконання
1	Вибір теми роботи магістра	01.10.2021 - 17.11.2021	
2	Розробка та затвердження завдання на роботу магістра	18.11.2021-30.11.2021	
3	Опрацювання зарубіжних і українських джерел з вибраної тематики	01.12.2021-15.12.2021	
4	Дослідження теоретичної основи сутності фінансових індексів та Біткоіна. Написання Розділу 1	16.12.2021-20.01.2022	
5	Опрацювання методології вейвлет-аналізу. Написання Розділу 2	21.01.2021-20.02.2021	
6	Формування бази даних для дослідження. Дослідження динаміки подібних рухів за допомогою засобів вейвлет-аналізу	21.02.2022-09.03.2022	
7	Оцінювання VaR на основі вейвлет-технологій	10.03.2022-20.03.2022	
8	Оцінювання моделі копули на основі вейвлет-технологій	21.03.2022-09.04.2022	
9	Опрацювання отриманих результатів. Написання Розділу 3	10.04.2022-11.05.2022	
10	Подання роботи до захисту	12.05.2022	

Науковий керівник: к. ф.-м. н., доц. Кравець Т. В.

Студент: Яковенко Н. О.