

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ТАРАСАШЕВЧЕНКА  
ЕКОНОМІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ  
КАФЕДРА ЕКОНОМІЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

**МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ COVID-19 НА ВОЛАТИЛЬНІСТЬ  
ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ТА ВАЛЮТНИХ ПАР МЕТОДАМИ СКЛАДНИХ  
МЕРЕЖ**

Студентки 2 курсу магістратури  
спеціальності 051 «Економіка»  
ОНП «Економічна кібернетика»  
денної форми навчання  
Філогіної Анастасії Віталіївни

**Науковий керівник:**

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

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

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Робота допущена до захисту в 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: 68 ст., 45 рис., 14 табл., 95 джерел, додаток

Ключові слова: волатильність фінансових ринків, моделювання волатильності, складні мережі, вплив COVID-19, кризові особливості

Об'єкт дослідження – фондові індекси (зокрема S&P 500, CAC 40, DAX 30, Shanghai Composite, Nikkei 225, FTSE 100, IBEX 35, а також ТОП-20 основних індексів) та валютні пари (зокрема євро-долар, фунт стерлінгів-євро, юань-єна, рубль-юань, біткоїн-долар, а також ТОП-30 найбільш торгуємих, курс до швейцарського франка).

Мета дослідження: встановлення особливостей фондових та валютних ринків під час кризи, викликаній пандемією COVID-19, через виявлення шаблонів волатильностей часових рядів та дослідження їх еволюції.

Методи дослідження: аналіз та синтез, що були необхідні для узагальнення отриманої інформації по фондових і валютних ринках, а також за різні часові проміжки; індукція та дедукція; комплексний та системний підхід; моделювання за допомогою теорії складних мереж.

Наукова новизна дослідження полягає в застосуванні методів складних мереж до ідентифікації специфіки характеру волатильності в період кризи, викликаній пандемією COVID-19, шляхом побудови моделей для окремих фондових індексів та валютних пар, а також узагальненого підходу з поєднанням даних про ринки різних країн та регіонів.

Практична цінність роботи полягає у ідентифікації особливих медіа-вузлів, зокрема характерних для останніх років, що можуть слугувати інвесторам при прийнятті рішень щодо направлення грошових коштів на розглянуті фінансові ринки.

## RESUME

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

Key words: volatility of financial markets, modeling volatility, complex networks, COVID-19 impact.

The graduation research of student Anastasiia Filohina “Modeling the COVID-19 impact on volatility of stock indices and currency pairs using complex network methods” deals with the modeling of financial markets in different countries and detecting unique volatility patterns during the COVID-19 crisis. The work is interesting for scientists.

Pages 68, figures 45, tables 14, bibliog. 95, append

## ЗМІСТ

ЗМІСТ .....	3
ВСТУП .....	4
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ФОНДОВИХ ТА ВАЛЮТНИХ РИНКІВ....	7
1.1.    Сутність фондових ринків та огляд вибраних фондових індексів	7
1.2.    Поняття валютних ринків та опис деяких валютних пар.....	13
РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ПОБУДОВИ СКЛАДНИХ МЕРЕЖ ЗА ЧАСОВИМИ РЯДАМИ ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ТА ВАЛЮТНИХ ПАР .....	16
2.1.    Загальна теорія складних мереж та її використання для моделювання показників діяльності фінансових ринків .....	16
2.2.    Моделювання часових рядів методами складних мереж.....	22
2.3.    Моделювання кореляції між часовими рядами методами статичних і динамічних MST мереж.....	26
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ COVID-19 НА ВОЛАТИЛЬНІСТЬ ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ТА ВАЛЮТНИХ ПАР МЕТОДАМИ ТЕОРІЇ СКЛАДНИХ МЕРЕЖ .....	28
3.1.    Моделювання волатильності фондових індексів та валютних пар	28
3.2.    Моделювання кореляційних зв'язків між фондовими та валютними ринками різних країн .....	56
ВИСНОВКИ.....	66
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	69
ДОДАТКИ.....	77

## ВСТУП

Фінансові ринки, зокрема валютні та фондові, грають важливу роль в процесі економічного зростання і розвитку різних країн. Моделювання їх волатильності важливе для фінансових ринків, і протягом останніх десятиліть не припиняє приваблювати інтерес вчених і практиків.

Невизначеність властива кожній фінансовій системі. Це обумовлено змінами через непередбачувану поведінку деяких ринків, людську психологію. Хоча визначення невизначеності на фінансових ринках може перерости в філософські дискусії, волатильність визнається як практична міра ризику. Більшість ринкових змінних залишаються в основному непередбачуваними, але волатильність має певні характеристики, які можуть підвищити точність її прогнозування. Прогнозування волатильності має важливі наслідки для всіх інвесторів, орієнтованих на прибутковість з поправкою на ризик. Очікувана волатильність фінансових ринків є ключовою змінною при прийнятті фінансових інвестиційних рішень.

Моделювання волатильності ринків у кризові періоди і порівняння їх з некризовими дає змогу виявляти характерні особливості їх поведінки як реакцію на розглянуті події. Саме це і обґрунтовує актуальність даної роботи.

Моделювання та прогнозування різних аспектів діяльності фінансових ринків відображені у роботах таких вітчизняних науковців, як В. Вітлінський, А. Камінський, Т. Кравець, О. Ляшенко, Г. Харламова, В. Стефанишин, О. Пешко, та таких зарубіжних, як Б. ван Вліет, Р. Гендрі, С. Беннінга, Дж. Свон.

Використання методів складних мереж для моделювання в економіці використовували такі дослідники, як M. Girvan, M. E. J. Newman, X. Gao, H. An, W. Fang, X. Huang, S. Liu, Xue Jiang, Sai-Ping Li, Yong Mai, Tao Tian, B. A. Memon.

Об'єкт дослідження – фондові індекси (зокрема S&P 500, CAC 40, DAX 30, Shanghai Composite, Nikkei 225, FTSE 100, IBEX 35, а також ТОП-20 основних індексів) та валютні пари (зокрема євро-долар, фунт стерлінгів-євро, юань-єна, рубль-юань, біткоїн-долар, а також ТОП-30 найбільш торгуємих, курс до швейцарського франка).

Предметом дослідження даної роботи є моделювання впливу COVID-19 на волатильність обраних фондових індексів та валютних пар методами теорії складних мереж.

Метою дослідження є встановлення особливостей фондових та валютних ринків під час кризи, викликаної пандемією COVID-19, через виявлення шаблонів волатильностей часових рядів та дослідження їх еволюції.

Основними завданнями роботи є:

- Вивчити сучасні підходи до моделювання волатильності фінансових ринків;
- Виділити інструментарій, необхідний для моделювання впливу COVID-19 на волатильність валютних та фондових ринків;
- Здійснити огляд та порівняльний аналіз загальних характеристик валютних та фондових ринків на основі аналізу показників їх складних мереж;
- Виявити характерні особливості структури мереж, що відповідають за специфіку періоду пандемії COVID-19;
- Дослідити шаблони з основною інформацією про волатильність ринків;
- Виявити особливі еволюційні механізми, що є індикаторами виникнення можливого збурення системи та проаналізувати їх специфіку у мережах, що будуються з урахуванням періоду пандемії COVID-19;
- З'ясувати, ринки яких країн є ключовими в структурах мереж в часи, що передували пандемії, та в 2020-2022 роки, а також виділити ключові відмінності кореляції ринків різних країн у доковідний період та ковідний.

Методи дослідження: аналіз та синтез, що були необхідні для узагальнення отриманої інформації по фондових і валютних ринках, а також за різні часові проміжки; індукція та дедукція; комплексний та системний підхід; моделювання за допомогою теорії складних мереж. Для дослідження використовувалися методи як технічного, так і фундаментального аналізу.

Інформаційна база дослідження складалася з наукових статей вітчизняних та зарубіжних науковців, навчальної літератури, фахових періодичних видань, а також офіційних онлайн-сторінок з даними про обрані об'єкти дослідження.

Наукова новизна дослідження полягає в застосуванні методів складних мереж до ідентифікації специфіки характеру волатильності в період кризи, викликаної пандемією COVID-19, шляхом побудови моделей для окремих фондових індексів та валютних пар, а також узагальненого підходу з поєднанням даних про ринки різних країн та регіонів.

Апробація результатів проведеного дослідження була здійснена у рамках Міжнародної науково-практичної конференції студентів, аспірантів і молодих вчених «Шевченківська весна 2020. Сучасні виклики для економіки» в секції «Сучасні фінансові інструменти: глобальні перспективи фінтеху», «Шевченківська весна 2022. Цифрова трансформація економіки в умовах пандемії COVID-19» в секції «Моделювання та інформаційні технології в економіці: напрями розвитку та адаптація», конференції «Data Science та інформаційно-аналітичні системи: застосування в економіці та фінансах», яка проходила в межах Форуму EFBM 2.0, публікації на тему «Volatility Modeling for Currency Pairs and Stock Indices by Means of Complex Networks» у співавторстві з Т. Кравець та О. Ляшенко у виданні *Economica*.

Дипломна робота складається зі вступу, трьох розділів основної частини та висновку. У першому розділі висвітлені сутність та структура валютних та фондових ринків і описані характеристики обраних для досліджень фондових індексів та валютних пар. У другому розділі описані основні засади методології дослідження, зокрема описані загальні поняття теорії складних мереж, наведені всі розрахункові формули та описаний механізм побудови мереж за даними часових рядів для окремих країн та MST мереж з часових рядів для моделей кореляції. У третьому розділі зазначені результати проведених розрахунків для обох типів ринків із виявленням особливостей періоду пандемії COVID-19. Завершується робота висновками, списком використаних у роботі джерел із 95 найменувань та додатками. Обсяг роботи становить 68 сторінок, що містять 45 рисунків, 14 таблиць, а також 1 додаток.

## РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ФОНДОВИХ ТА ВАЛЮТНИХ РИНКІВ

### 1.1. Сутність фондових ринків та огляд вибраних фондових індексів

У будь-якій економічній системі істотною складовою є фондовий ринок, оскільки він є інструментом мобілізації інвестиційних ресурсів з метою економічного зростання, розвитку науково-технічного прогресу і має вагомий вплив на розвиток держави та її суб'єктів. Аналіз його стану є одним з найбільш важливих питань для оцінки функціонування фінансової системи.

Фондовий ринок являє собою складний механізм, за допомогою якого встановлюються економічні та правові взаємовідносини і який зводить разом продавців і покупців цінних паперів – емітентів та інвесторів між собою з метою акумулювання та перерозподілу тимчасово вільних коштів для досягнення макроекономічних і мікроекономічних цілей [1].

Ефективне функціонування фондового ринку в багатьох країнах забезпечує ефективне використання вільних фінансових ресурсів та стійкі темпи зростання економіки цих країн [2].

Основою організаційної структури фондового ринку є фінансові інститути, які забезпечують перетворення фінансових ресурсів на цінні папери у своїх або клієнтських інтересах, а також інститути інфраструктури ринку (організатори торгівлі на поза- та біржових ринках), які забезпечують його нормальне функціонування [2].

Основними фінансовими інструментами фондового ринку є цінні папери, ф'ючерсні угоди, інструменти грошового обігу, форвардні контракти, відсоткові, курсові чи індексні свопи, курсові та відсоткові опціони [3].

Біржові індекси – це показники, що характеризують рівень або динаміку цін на активи, які є об'єктами біржової торгівлі, станом на певний момент часу. Вперше вони виникли на фондовому ринку і на цьому ж ринку одержали найбільше практичне застосування, проте можуть використовуватися на будь-яких ринках [4].

Фондові індекси належать до основних інструментів аналізу поточної ситуації у економіці країни, зокрема на її фондовому ринку. З їх допомогою відслідковуються зміни на ринку цінних паперів, визначається успішність обраних стратегій інвестування, тенденції та прогнози розвитку фондового ринку. Як правило, для інвесторів не так важливі абсолютні значення індексів, як їх динаміка, за допомогою якої можна визначити напрямлення руху фондового ринку. Розраховуються фондові індекси інформаційно-аналітичними агентствами та фондовими біржами [5, 6].

Вони використовуються як вихідні дані у економічних моделях для розрахунків, являють собою предмет зацікавленості учасників фондового ринку (емітентів або осіб, які видають неемісійні цінні папери, інвесторів в цінні папери, інституційних інвесторів, а також професійних учасників фондового ринку та їх об'єднань [7]) з метою аналізу його стану, зокрема для створення прогнозів цін на акції, з метою управління інвестиційними портфелями, і можуть використовуватися в якості індикаторів стану економічної кон'юнктури різних країн [8].

Існують різні способи розрахунку фондових індексів, що призводять до різних результатів. Введемо наступні позначення:  $i=1, \dots, n$  - номери видів акцій, що розглядаються при побудові деякого індексу;  $n$  - кількість видів акцій, що входять до бази розрахунку індексу;  $t$  - поточний момент часу;  $P_i^t$  - ринкова ціна  $i$ -го виду акцій;  $Q_i^t$  - кількість випущених акцій  $i$ -го виду;  $MC_i^t = P_i^t Q_i^t$  - ринкова капіталізація компанії по  $i$ -му виду акцій;  $f_i$  - частка акцій  $i$ -го виду, що знаходяться у вільному обертанні;  $D^t$  - коефіцієнт-дільник, що застосовується у формулах розрахунку фондових індексів;  $K^t$  - коригуючий коефіцієнт, що застосовується розробниками індексу для того, щоб уникнути скачку індексу через зміну складу акцій;  $I_p^t$  - індекс цін акцій.

Перший японський індекс Nikkei 225 (Nikkei 225 Stock Average), що розроблений і публікується аналітичною фірмою «Nihon Keizai Shimbun, Inc» з 1949 року, є провідним індексом японських акцій. До нього входять 225 акцій і



це не можуть бути привілейовані акції, ETF, REIT або будь-які інші, відмінні від звичайних акцій. До індексу включаються акції з 6 секторів: технології (57 компаній), фінанси (21 компанія), споживчі товари (33 компанії), матеріали (59 компаній), товари виробничого призначення (35 компаній), транспорт і послуги (20 компаній) [9].

Він обраховується за наступною формулою на основі простої середньої ціни акцій, що до нього входять, у кожен момент часу:

$$I_p^t = \frac{\sum_{i=1}^n P_i^t}{D^t}$$

Коефіцієнт-дільник  $D$  спершу був рівним кількості акцій, що входить до індексу, і змінювався тоді, коли до складу індексу входять нові, більш ліквідні акції, а менш ліквідні, навпаки, виключалися, або якщо у одній з компаній відбувалися процеси дроблення або злиття акцій. Зараз же дільник  $D$  є меншим за одиницю.

Індекс FTSE 100 («Financial Times Stock Exchange») – ключовий індекс Лондонської фондової біржі, який був запущений у 1984 році з базового рівня 1000 і розраховується компанією FTSE Group, якою володіють інформаційне агентство Financial Times та Лондонська фондова біржа. Він розраховується за 100 британськими компаніями з найбільшою капіталізацією, що включені до лістингу на LSE, і які являють собою близько 80% від загальної ринкової капіталізації компаній, що включені до цього лістингу. Індекс диверсифікований за галузями і включає в себе 19 секторів, найкраще представленими з яких є промислові товари і послуги (14 компаній), товари побутового та особистого вжитку (9 компаній) та страхування (9 компаній) [10].

Він використовує наступну формулу:

$$I_p^t = \frac{\sum_{i=1}^n P_i^t Q_i^t f_i^t}{D^t}$$

У цій формулі  $f$  - це так званий «free float factor», що являє собою частку акцій, які на даний момент доступні для торгівлі, та виражається у відсотках від

всіх випущених акцій, при подальших розрахунках зазвичай округлюється до найближчих 5%. Саме завдяки цьому множнику фрі-флоат капіталізація не включає акції з обмеженим обігом, наприклад, ті, що утримуються інсайдерами компанії. Дільник  $D$  являє собою відношення капіталізації до індексу у базовому періоді порівняно зі звітним періодом. Всі коригування даного дільника пов'язані із дробленням, консолідацією акцій тощо. Перевагою такого методу розрахунку є врахування кількості випущених акцій (або об'єму випущених акцій, що знаходяться у вільному обігу), який згладжує стрибкоподібну поведінку ринкових цін на акції.

S&P500 – основний індекс, що розраховується за 500 найбільш капіталізованими американськими компаніями з 1957 року. Він включає у себе компанії наступних галузей: ІТ (28,2%), комунікаційні послуги (17,8%), охорона здоров'я (12%), фінанси (11,1%), дискреційні товари (9,9%), товари першої необхідності (8,4%), промисловість (6,3%), енергетика (5,4%) та матеріали (1%). Акції, що входять до нього, торгуються на Нью-Йоркській фондовій біржі (NYSE), на NASDAQ та Cboe BZX Exchange [11].

Розрахунок індексу здійснюється за наступною формулою:

$$I_p^t = \frac{\sum_{i=1}^n P_i^t Q_i^t f_i^t}{D^t}.$$

Тут дільник  $D$  являє собою число, що коригує чисельник, і яке перераховується за спеціальною формулою в разі істотних змін при злитті, дробленні акцій тощо. S&P500 є більш точним індикатором стану економіки США, на відміну від відомого індексу Доу-Джонса, який, у свою чергу, розраховується за формулою, що використовується при розрахунку індексу Nikkei. Іноді ці індекси показують різні результати внаслідок того, що, наприклад, Доу-Джонс впав через різке зниження ціни найдорожчої акції, а S&P500 відреагував більш м'яко в силу зваженості по капіталізації.

DAX 30 – основний індекс в Німеччині, який обраховують з 1987 року по 30 акціях, що найбільше торгуються на Франкфуртській фондовій біржі. До нього

входять компанії 8 галузей: хімічна промисловість (16,2%), страхування (12,1%), розробка програмних продуктів (11,9%), автомобільна промисловість (11,5%), фармацевтика та охорона здоров'я (10,8%), промисловість (8,8%), споживання (6,8%), інше (22%). В основі розрахунку цього індексу лежить ця ж формула, скоригована в чисельнику на коефіцієнт  $c_i^t$  («adjustment factor») для врахування зовнішніх факторів (наприклад, зміни капіталу у зв'язку з ціною). Також значення індексу множиться на коефіцієнт  $K^t$  («chaining factor»), що коригує стрибок значень [12].

Таким чином, формула для індексу DAX 30 має наступний вигляд:

$$I_p^t = K^t \cdot \frac{\sum_{i=1}^n P_i^t Q_i^t f_i^t c_i^t}{D^t}.$$

CAC 40 – французький індекс сімейства CAC, для розрахунку якого використовують акції 40 найбільших французьких корпорацій. Він визначається у процесі торгів на біржі Euronext Paris та обраховується з 1988 року, коли базовим значенням індексу було обране значення в 1000 пунктів. У індексі представлені 18 секторів, найбільші частки мають компанії з товарів побутового та особистого вжитку і промислових товарів та послуг (близько 14%), нафта і газ (близько 11%) та охорона здоров'я (близько 10%). Розрахункова формула ж являє собою формулу з врахуванням фрі-флот компонентою і коригується в чисельнику коефіцієнтом  $F_i^t$  («capping factor»), який обмежує в індексі до 15% вагу акцій крупних за капіталізацією компаній і приймається рівним одиниці для всіх акцій, що не займають більше 15% індексу, а в знаменнику – коефіцієнтом  $K^t$  («adjustment coefficient for base capitalization»), який відображає перехід від французьких франків на євро у 1999 році [13].

Таким чином, формула для індексу CAC 40 має наступний вигляд:

$$I_p^t = \frac{\sum_{i=1}^n P_i^t Q_i^t f_i^t F_i^t}{K^t D^t}.$$

Shanghai Composite Index (SSE Composite Index) – один з головних індексів Шанхайської фондової біржі. Включає в себе всі компанії, що торгуються за списками «А» та «В», був створений у 1991 році та має базовою датою 19 грудня 1990 року і базовий рівень у 100 пунктів. Наразі він має 1508 компонентів, що представлені у розрізі 10 галузей: енергетика (8,2%), матеріали (8,3%), промисловість (17,1%), дискреційні товари (8,4%), товари першої необхідності (7,2%), охорона здоров'я (4,9%), фінанси (35,2%), ІТ (4,1%), телекомунікації (2,5%) та комунальні послуги (4,2%) [14].

Розрахункова формула виглядає наступним чином:

$$I_p^t = \frac{\sum_{i=1}^n P_i^t Q_i^t}{D^t}.$$

IBEX – ключовий іспанський фондовий індекс, розраховується на Мадридській фондовій біржі і включає в себе акції 35 найбільших компаній. Індекс був створений у 1992 році, наразі за базовий рівень взяті 3000 пунктів, базова дата – 30 грудня 2010 року. У розрізі секторів представлений наступний розподіл: нафта та енергетика (23,41%), основні матеріали, промисловість та будівництво (9,67%), споживчі товари (12,82%), споживчі послуги (6,29%), фінансові послуги (29,76%), технології та телекомунікації (16,16%), послуги з нерухомості (1,88%) [15]. Індекс розраховується за формулою з урахуванням фрі-флоат компоненти, та з додаванням компонента  $J$ , який є коригуванням капіталізації, що необхідна для забезпечення неперервності індексу і являє собою суму, що використовується для коригування значення індексу у зв'язку зі збільшенням капіталу тощо.

В цілому індекс розраховується за наступною формулою:

$$I_p^t = I_p^{t-1} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n P_i^t Q_i^t f_i^t}{\sum_{i=1}^n P_i^{t-1} Q_i^{t-1} f_i^{t-1} \pm J}.$$

## 1.2. Поняття валютних ринків та опис деяких валютних пар

Валютний курс (exchange rate) – ціна грошової одиниці однієї країни, що виражена у грошових одиницях іншої країни [16].

Обчислення валютного курсу необхідне для взаємного обміну валютами при торгівлі товарами і послугами, під час руху капіталів та кредитів, для порівняння світових і національних ринків та вартісних показників різних країн, для періодичної переоцінки рахунків у національній валюті [17].

Серед факторів, що впливають на валютний курс, можна виділити наступні: торговий баланс, відсоткові ставки, валовий внутрішній продукт (ВВП), інфляція, дії центральних банків, величина грошової маси [18].

Обмін валют за встановленим курсом відбувається на валютних ринках. Валютні ринки розглядаються як офіційні центри, де відбувається конвертація іноземних валют у національну за курсом, що складається на основі попиту та пропозиції [19].

Валютний ринок – сфера економічних відносин (у деяких джерелах – офіційний фінансовий центр), що проявляються при здійсненні операцій купівлі-продажу валютних цінностей, а також операцій з інвестування валютного капіталу, на основі попиту та пропозиції на них [20].

Всіх учасників валютного ринку можна поділити на три групи: активні (маркет-мейкери, які здійснюють котирування валютних курсів на певний день або на майбутнє, а своїми активами можуть вплинути на рух валютних курсів на світових, регіональних або національних ринках – центральні банки, крупні комерційні банки, фінансові компанії тощо), пасивні учасники (маркет-юзери, які використовують для своїх операцій курс, що встановлюють для них маркет-мейкери - середні і дрібні комерційні банки, юридичні та фізичні особи) та посередники (інститути валютного ринку, що створюють його інфраструктуру та виконують посередницькі функції – валютні біржі, інвестиційні фонди, брокерські компанії) [17].

Найважливішими функціями валютного ринку є:

- своєчасне здійснення міжнародних розрахунків;

- регулювання валютних курсів;
- диверсифікація валютних резервів;
- страхування валютних ризиків;
- отримання прибутку учасниками валютного ринку у вигляді курсової різниці валют;
- проведення валютної політики, спрямованої на державне регулювання національної економіки, і узгодженої політики в рамках світового господарства [20].

До найбільш значущих факторів, що впливають на динаміку показників валютних пар, належать економічний рівень країн (рівень ВВП, інфляції та безробіття), рівні процентних ставок центральних банків та особливості політичних ситуацій в країнах.

Валютна пара EUR/USD належить до групи так званих «мажорних» пар і є найпопулярнішою та найліквіднішою. Слід зазначити, що валютна пара має досить високий рівень волатильності. До факторів впливу на валютну пару належать процентні ставки, стабільність політичної ситуації, економічна ситуація в регіонах та вихід макроекономічної статистики. Особливістю даної валютної пари є її швидка реакція на будь-яку інформацію щодо політичного або економічного стану США або ЄС та так званий «ефект крос-курсів», коли на нього впливають курси крос-пар, таких як, наприклад, EUR/JPY або EUR/CHF [21].

GBP/EUR належить до групи європейських крос-пар, або «мінорних», тобто складається із двох основних пар без участі долара США. В силу достатньої географічної та економічної близькості дана валютна пара має досить низький рівень волатильності, що робить її досить гарно передбачуваною. Необхідно відмітити схожість у трендах в даній валютній парі та валютній парі євро-долара в оберненому вигляді.

На сьогодні юань та єна разом із євро та долларом США є одними з восьми резервних валют. Слід зазначити, що японська єна має зворотне котирування. CNY/JPY та RUB/CNY належать до так званих екзотичних валютних пар.

Зазвичай у цій групі кількість торгів та об'єми є незначними. Китайський юань є однією з найбільш торгованих екзотичних валют, курс підтримується потужною китайською економікою, яка все більше укріплює свої позиції. Російський рубль також входить до одних із найбільш торгованих екзотичних валют. Потреба в операціях в даних валютних парах останні роки постійно зростає [21, 22].

Впродовж останнього десятиріччя відбувся бум на криптовалютному ринку, він повністю захопив інтереси громадськості. Криптовалюта являє собою засіб розрахунків, який не має матеріальної форми, а існує у вигляді програмного коду, із застосуванням криптографічних методів захисту, випуск та облік якого частіше децентралізований та відомий учасникам розрахунків [23]. Найбільша різниця між криптовалютами і традиційними валютами з точки зору користувача полягає в тому, що перші з них встановлюють нову децентралізовану платіжну систему, яка може забезпечити анонімність, низьку вартість і високу швидкість проведення peer-to-peer операцій [24].

В даний час на криптовалютному ринку найбільш помітною валютою є Bitcoin, яка була створена Сатоші Накамото в 2009 році. Біткойн (BTC) заснований на децентралізації, що означає, що він контролюється і належить його користувачам. Така децентралізація часто піддається критиці в зв'язку з відсутністю контролю над всією системою. Незважаючи на цю критику, вартість біткойну виросла з пари центів на початку (2009) до приблизно 20 000 доларів США в кінці 2017 року [25]. До квітня 2020 року ринкова капіталізація Bitcoin перевищила 125 мільярдів доларів США (USD) за даними [26].

Ринкова капіталізація криптовалют становить 195 млрд. доларів США, а загальна кількість криптовалют - 5330. З'явився ряд нових криптовалют, більшість з яких в подальшому розвиваються на основі блок-мереж, в тому числі Ethereum (ETH) і Ripple (XRP). Незважаючи на те, що ніяких істотних змін в базовій технології цих валют не відбулося, на їх ціну і стабільність, а також на відносини між різними криптовалютами, впливають різні особливості кожної з валют. Багато інших чинників, такі як невизначеність на ринку і емоції й очікування інвесторів, також можуть привести до різких коливань [27].

## РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЯ ПОБУДОВИ СКЛАДНИХ МЕРЕЖ ЗА ЧАСОВИМИ РЯДАМИ ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ТА ВАЛЮТНИХ ПАР

### 2.1. Загальна теорія складних мереж та її використання для моделювання показників діяльності фінансових ринків

Волатильність в економічних системах є предметом дослідження для багатьох науковців та практиків і для цього існує величезна кількість методів з різних дисциплін. Серед таких можна назвати авторегресивні моделі, такі як експоненціально зважене ковзне середнє (EWMA), моделі узагальненої авторегресійної умовної гетероскедастичності (GARCH), моделі ARCH, HMA-VIX (Historical Moving Average— Volatility Index), що складаються з історичного та неявного компонента волатильності, ARFIMA, або авторегресійне дробово інтегроване ковзне середнє [28, 29]. Для дослідження шаблонів волатильності використовуються і елементи теорії складних мереж.

За останні десятиліття складні мережі стали перспективною областю досліджень. Вона має застосування багатьох дисциплінах: у статистичній фізиці [30], електротехніці [31], біології [32], економіці [33], фінансах [34], кліматології [35], екології [36] та соціології [37]. Застосування теорії мереж також включають логістичні мережі, Інтернет, соціальні мережі тощо.

Теорію складних мереж можна визначити як частину теорії графів, народженням якої прийнято вважати рішення Леонардом Ейлером відомої проблеми семи мостів [38]. Далі розвиток теорія отримала у роботах J. Flory [39], A. Rapoport [40-42], P. Erdős та A. Rényi [43- 45], D. J. Watts та S. H. Strogatz [46], A.-L. Barabási та R. Albert [47], M. Girvan та M. E. J. Newman [48].

Серед груп дослідників, що займалися цим питанням, необхідно виділити X. Gao, який в 2014 році разом з H. An, W. Fang, X. Huang, H. Li та W. Zhong дійшов до висновку, що кілька типів авторегресивних шаблонів зумовлюють коливання фінансового ринку. Різні фондові індекси демонструють подібні характеристики при передачі інформації про коливання. Ця робота пропонувала не лише особливу перспективу для аналізу фінансових часових рядів, але й надавала важливу інформацію для інвесторів. Разом з S. Liu в 2018 році вони



пішли далі і побудували складну мережу з часових рядів, досліджуючи еволюційну залежність між моделями еволюції. У своєму дослідженні вони обрали шість фондових індексів як вибіркові дані. В результаті всі шість мереж показали структуру "пелюстки", яка складається з ядра та петель, і надалі вчені описали закономірності еволюції та дослідили топологічні характеристики в мережах, побудованих за даними часових рядів, що забезпечило нову перспективу для розуміння еволюційного динамічного механізму [49].

В роботі Xue Jiang, Sai-Ping Li, Yong Mai, Tao Tian будується модель валютної мережі двої країн, а потім її розширюють до моделі декількох. Вчені виявили, що спільні рухи (co-movements) обмінних курсів в декількох країнах поступово формує область стабілізації, і чим більш випадковими є рухи валют між мультивалютними країнами, тим легше стабілізувати спільність рухів цих курсів [50].

Вчені С. Huang, X. Zhao, R. Su, X. Yang у своєму дослідженні розглядають китайський фондовий ринок за допомогою методів складних мереж, метою є виявлення фінансових криз та пояснення деяких показників ринку. Через топологічну еволюцію динамічних MST та, відповідно, використовуючи нормалізовану довжину дерева, розподіл ступенів вузлів, міри центральності тощо, вони приходять, зокрема, до висновку, що нормалізована довжина може використовуватися для виявлення криз: різко знижується перед та під час кризи, та різко зростає після неї [51].

В роботі W. Zhong, R. Kong, G. Chen розглядаються складні мережі спільних рухів цін на золото, а також шаблони критичних режимів спільних рухів, групи та перетворення між різними режимами. В результаті вчені виявили дві групи режимів: слабкий позитивний та слабкий негативний рух. На перехід між режимами цих двох груп необхідно в середньому 6 днів [52].

Дослідження В. А. Метон, Н. Yao концентрується на 58 світових фондових ринках, також використовуючи MST як основний метод складних мереж. Вчені розглядають ринки у період з грудня 2019 року до березня 2021, розглядаючи показники топологічної еволюції, такі як нормалізована довжина дерева, середня

довжина шляху, міри центральності. Висновок роботи полягає у тому, що найбільша кореляція між світовими ринками спостерігається в часи першої хвили пандемії, в багатьох MST центровим вузлом лишалася Німеччина, а також що дерево сильно скоротилося під час першої хвили, після чого трохи розширившись [53].

Таким чином, моделювання фінансових ринків за допомогою теорії складних мереж на сьогодні являє собою перспективний напрям дослідження.

В теорії складних мереж виділяють три основних напрями: дослідження статистичних властивостей, які характеризують поведінку мереж; створення моделі мереж; передбачення поведінки мереж при зміні структурних властивостей. У прикладних дослідженнях зазвичай застосовують такі типи для мережевого аналізу характеристики, як розмір мережі, мережева щільність, ступінь центральності тощо [54].

Сам термін «складні мережі» стосується мереж з більш складною архітектурою, ніж, скажімо, класичні випадкові мережі із заданою кількістю вузлів та зв'язків, або решітки у кристалах [55].

Характеристики складних мереж загалом наступні:

- Велика кількість вузлів або великі розміри, що може репрезентувати будь-що (наприклад, вузли репрезентують окремих осіб в мережі міжособистісних стосунків);
- Складність зв'язків (ребер), можлива їх направленість, диференціація ваг ребер;
- Вузли та зв'язки між вузлами можуть генеруватися або втрачатися в будь-який момент, що призводить до постійно змінної структури мережі;
- Деякі вузли можуть утворювати компактні групи – ансамблі [35, 54].

В сучасній теорії мереж кількість зв'язків вузла називається ступенем вузла (англ. degree). Поняття степеня є локальною характеристикою графу. Нелокальну, цілісну структуру мережі визначають двома поняттями – шлях (англ. path) та петля (англ. loop). Шлях – це послідовність суміжних вузлів (англ. node) та зв'язків (ребер; англ. edge) між цими вузлами, коли вузли не

повторюються. Петлею називається шлях, коли початковий та кінцевий вузол співпадають. Мережі без петель мають назву дерев.

Для окремих вузлів виділяють наступні параметри [54]:

- Вхідний ступінь вузла – кількість ребер графу, що входять до вузла;
- Вихідний ступінь вузла – кількість ребер графу, що виходять з вузла;
- Відстань від одного вузла до інших;
- Посередництво (англ. *betweenness centrality*), що показує, яка кількість найкоротших шляхів проходить через даний вузол.

Для мережі в цілому можна виділити наступні характеристики: середній зважений ступінь, щільність мережі, середня довжина шляху, середній коефіцієнт кластеризації, посередництва, домінування центрального вузла.

В орієнтованій мережі поняття зваженого ступеня вершини, як сказано вище, може бути розширеним до ступеня по вхідним  $k_v^{(in)}$  та вихідним  $k_v^{(out)}$  зв'язкам:

$$k_v^{(in)} = |\{u : (u,v) \in E\}|$$

$$k_v^{(out)} = |\{u : (v,u) \in E\}|$$

$$k_v = k_v^{(in)} + k_v^{(out)},$$

де  $E$  являє собою множину всіх ребер мережі.

Використаний у роботі показник середнього зваженого ступеня (англ. *average weighted degree*) розраховується за наступною формулою:

$$\bar{k} = \frac{1}{V} \sum_{u \in V} k_u,$$

де  $V$  являє собою множину всіх вершин мережі, а  $V$  – їх кількість [56].

Відстань між вузлами визначається як кількість кроків, які необхідно зробити, щоб через існуючі ребра дістатися від одного вузла до іншого. Вузли можуть бути поєднані прямо або опосередковано, через інші вузли. Найкоротшим шляхом між вузлами є мінімальна відстань між ними. Для всієї мережі можна ввести поняття середньої довжини шляху  $L$  (англ. *average path*

length), що визначається як середнє значення довжин найкоротших шляхів  $l_{i,j}$ , взятого по всіх парах вершин  $(i, j)$ :

$$L = \langle l_{i,j} \rangle = \frac{2}{N(N-1)} \sum_{i < j} l_{i,j}$$

Тут для непок'єднаних пар вершин найменша довжина шляху дорівнює нулю за визначенням. [56]

Щільність мережі  $D$  (англ. graph density) вимірює, наскільки сильно пов'язаними є вершини графа. Він визначається як частка фактичних з'єднань та загальної кількості можливих з'єднань. Для орієнтованої мережі щільність  $D$  визначається як:

$$D = \frac{E}{2 \binom{V}{2}} = \frac{2E}{2V(V-1)} = \frac{E}{V(V-1)},$$

де  $2 \binom{V}{2}$  позначає загальну кількість можливих з'єднань у орієнтованій мережі. Вираз множитьс'я на два, оскільки порядок (початкові та кінцеві вершини) цих попарних з'єднань має значення в орієнтованій мережі [56, 57].

$D. Watts$  та  $S. Strogatz$  у 1998 році виділили такий параметр мереж, як коефіцієнт кластеризації. Він характеризує тенденцію до утворення груп взаємопов'язаних вузлів, так званих клік (англ. - clique). Для конкретного вузла коефіцієнт кластеризації -  $C_i$  - характеризує пов'язаність між собою сусідів даного вузла  $i$ . Відношення реальної кількості зв'язків, що поєднують найближчих сусідів даного вузла  $i$  до максимально можливого (такого, при якому всі найближчі сусіди даного вузла були б поєднані безпосередньо один з одним) -  $i$  є коефіцієнтом кластеризації цього вузла. Ця величина не перевищує одиницю. Коефіцієнт кластеризації  $C_i$  може бути записаний як відношення числа трикутників з вершиною  $i$  до числа вилок (два зв'язки, що виходять з вузла) з основою в цьому вузлі [57, 58]:

$$C_i = \frac{\text{кількість трикутників з вершиною } i}{\text{кількість вилок з основою в } i}$$

Коефіцієнт кластеризації вузла можна обчислити і без проведення обчислення трикутників та вилок, безпосередньо із матриці суміжності:

$$C_i = \frac{\sum_{j,m} A_{ij} A_{jm} A_{mi}}{k_i(k_i - 1)}, \quad k_i = \sum_j A_{ij}, \quad A_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{якщо вузли } i \text{ та } j \text{ є суміжними} \\ 0, & \text{якщо вузли } i \text{ та } j \text{ не є суміжними} \end{cases},$$

де сумування йде за всіма вузлами.

У роботі використовувався показник середнього коефіцієнта кластеризації (англ. average clustering coefficient), який для всієї мережі розраховується за наступною формулою:

$$C = \langle C_i \rangle = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad [44].$$

В мережах, чим більше кількість шляхів, у яких бере участь вершина, тим більшою є її важливість для мережі в цілому. Посередництво (англ. betweenness centrality) – це параметр, який показує, скільки найкоротших шляхів проходить через вузол. Вузли з найбільшим посередництвом грають головну роль у встановленні зв'язків між іншими вузлами мережі. Таким чином, припускаючи, що беруться найкоротші шляхи між двома вершинами, можна кількісно визначити важливість вершини з точки зору її посередництва:

$$B_u = \sum_{i,j} \frac{\sigma(i,u,j)}{\sigma(i,j)},$$

де  $\sigma(i,u,j)$  - кількість найкоротших шляхів між вершинами  $i$  та  $j$ , що проходять через вершину  $u$ ,  $\sigma(i,j)$  - загальна кількість найкоротших шляхів між  $i$  та  $j$ , і також сума береться за всіма парами  $i$  та  $j$  [59].

Показник домінування центрального вузла (англ. central point dominance) являє собою середню різницю в посередництві між найбільш центральною вершиною графу і всіма іншими. CPD варіюється від 0 до 1 і становить 0 для всіх мереж, де посередництво всіх вершин є рівним. Цей показник розраховується за формулою:

$$CPD = \frac{1}{N-1} \sum_i (B_{\max} - B_i),$$

де  $B_{\max}$  являє собою найбільше значення посередництва у мережі [60].

Нормалізована довжина дерева застосовується для оцінки близькості між вузлами мережі:

$$L^m = \frac{1}{N-1} \sum_{i,j} d_{i,j}^m,$$

де  $m=1,2,\dots,Z$  [51].

## 2.2. Моделювання часових рядів методами складних мереж

В цілому наразі найбільш поширені такі види аналізу фінансових ринків, як фундаментальний та технічний.

Фундаментальний аналіз вивчає рух цін під впливом макроекономічних чинників. Основою фундаментального аналізу є вивчення всіх факторів макроекономічного життя суспільства, що суттєво впливають на динаміку цін основних цінних паперів та валюти. Фундаментальний аналіз повинен передбачити основні напрями динаміки зміни ринкової ціни, або тренди.

Для повнішого аналізу зміни цін поряд із фундаментальним використовується технічний аналіз. Технічний аналіз у цілому можна визначити як метод прогнозування динаміки цін, заснований на математичних, а не на економічних теоріях. Технічний аналіз передбачає вивчення внутрішньої інформації. Слово «технічний» означає вивчення самого ринку, а не зовнішніх факторів, що відображаються в динаміці ринку [61].

Джерелами інформації служать довідкові та статистичні видання котирувань світових бірж. Біржові котирування відображають, зокрема, таку інформацію, як ціну на момент відкриття біржі; найвищу та найнижчу ціни дня (інтервал цін); ціну закриття.

Для щоденної ціни фондового індексу волатильність може бути відображена головним чином чотирма елементами: довжиною реального тіла, кольором реального тіла, довжиною верхньої тіні та довжиною нижньої тіні. Довжина реального тіла показує інформацію про волатильність, що

відображається ціною відкриття і ціною закриття. Довжина верхньої тіні відображає різницю між найвищою ціною і ціною відкриття (або ціною закриття), а нижня тінь відображає різницю між найнижчою ціною і ціною закриття (або ціною відкриття). Колір реального тіла може відображати зростання і зниження індексів [49].

При аналізі реального тіла знаходимо співвідношення між ним та ціною закриття і використовуємо «тіло» для його позначення. Для верхньої тіні і нижньої тіні ми розрахували співвідношення між реальним тілом і максимальною різницею в ціні (різницю між найвищою ціною і найнижчою ціною) і використовували «масштаб» для його позначення. Для кольору ми вибрали червоний колір, щоб відобразити зростання, а зелений - зниження.

$$\text{тіло} = \frac{|\text{ціна відкриття} - \text{ціна закриття}|}{\text{ціна закриття}}$$

$$\text{масштаб} = \frac{|\text{ціна відкриття} - \text{ціна закриття}|}{\text{найвища ціна} - \text{найнижча ціна}}$$

Значення тіла були поділені на 4 інтервали: (0, 1%), [1%, 3%), (3%, 7%), [7%, 1) згідно з Zwergel [58].

Потім значення масштабу були поділені на 3 групи: (0, 30%), [30%, 70%), (70%, 1) відповідно до розподілу реального тіла.

Класифікація виглядає наступним чином:

а. Коли тіло  $\geq 7\%$ , масштаб має значення у проміжках (70%, 1), [30%, 70%) та (0, 30%), це свідчить про значні флуктуації ціни протягом дня. У разі, якщо ціна закриття є більшою за ціну відкриття, існує ситуація різкого зростання ціни, тоді використовували «R1», «R2» та «R3» відповідно для позначення таких станів; у інакшому випадку – «G1», «G2» та «G3».

б. Коли  $3\% < \text{тіло} < 7\%$ , масштаб має значення у проміжках (0, 30%), [30%, 70%) та (70%, 1). Якщо значення масштабу знаходиться у проміжку (70%, 1), то використовується «r1» для позначення зростаючої ціни та «g1» - для спадаючої.

Якщо ж у проміжку  $[30\%, 70\%]$ , то «r2» та «g2» відповідно; для масштабу  $(0, 30\%)$  – «r3» та «g3».

с. Коли  $1\% \leq \text{тіло} \leq 3\%$ , масштаб має значення у проміжках  $(0, 30\%)$ ,  $[30\%, 70\%]$  та  $(70\%, 1)$ . Якщо значення масштабу знаходиться у проміжку  $(70\%, 1)$ , то використовується «r4» для позначення зростаючої ціни та «g4» - для спадаючої. Якщо у проміжку  $[30\%, 70\%]$ , то «r5» та «g5» відповідно для зростаючої та спадаючої; якщо у проміжку  $(0, 30\%)$ , то маємо ситуації «r6» та «g6» для опису ситуацій зростання та зниження ціни.

d. Коли  $0 < \text{тіло} < 1\%$ , це говорить про існування малого розриву між ціною відкриття та закриття, тому такий стан був згрупований у одну групу з назвою «e».

Дерево маркувань виглядає наступним чином:

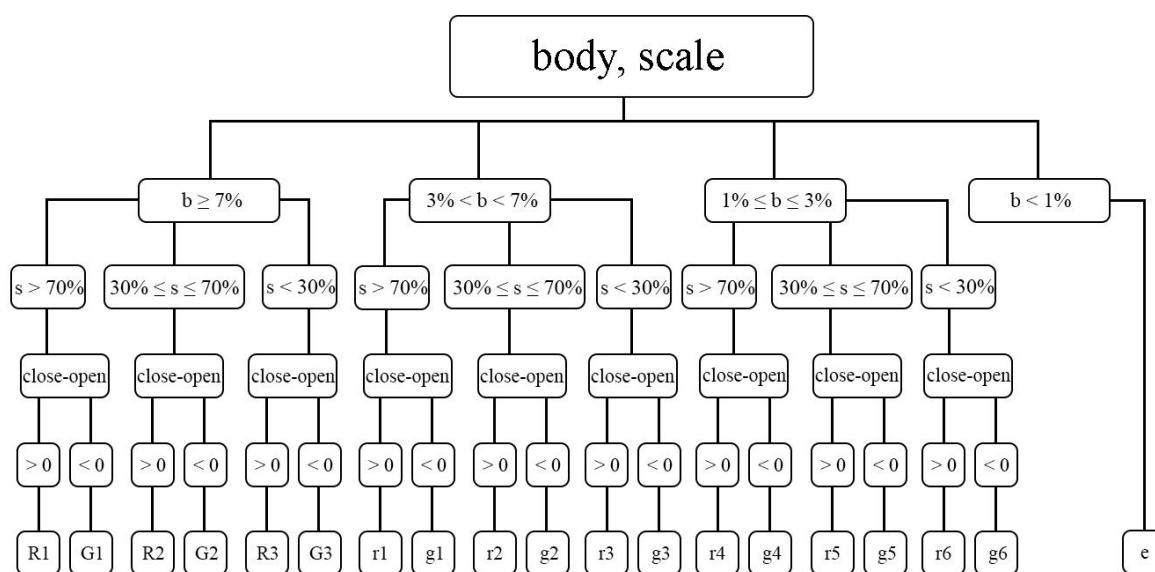


Рис. 2.1. Дерево маркувань

Джерело: побудоване автором за даними [49, 58]

Для опису еволюційного процесу шаблонів волатильності використовувалось ковзне вікно для поділу часових рядів на деякі сегменти.

Крім того, у цьому методі кожен наступний фрагмент містить  $\frac{\omega - a}{\omega}$  інформації

попереднього.  $\omega$  пояснює довжину фрагмента часу кожного ковзного вікна, а  $a$  являє собою крок кожного ковзного вікна. Тому, виходячи з цього методу, ми



можемо гарантувати пам'ять даних, а також збільшити різноманітність фрагментів для забезпечення цілісності інформації [49].

Загалом при конкретному аналізі визначення довжини вікна і довжини кроку є основним у методі ковзного вікна.

Цілком зрозуміло, що  $\omega$  є гнучкою змінною і її значення матиме прямий вплив на структуру мережі. Згідно з тим, що торгівля здійснюється п'ять днів на тиждень, значення довжини вікна було взяте у розмірі 5.

На різноманітність режимів і багатство інформації впливатиме довжина кроку, і різне його значення також впливатиме на структуру мережі. Щоб зберегти набагато більш волатильну інформацію валютного та фондового ринку, була встановлена довжину кроку у розмірі 1. При встановленні довжини вікна, рівною 5, і довжини кроку, рівною 1, кожен наступний фрагмент містить 80% інформації попереднього.

Після цього послідовності символів були перетворені на відповідні послідовності станів.

$$\left\{ \begin{array}{l} Y_1 = y_1 + y_2 + y_3 + \dots + y_\omega \\ Y_2 = y_2 + y_3 + y_4 + \dots + y_{\omega+1} \\ Y_3 = y_3 + y_4 + y_5 + \dots + y_{\omega+2} \\ \dots\dots\dots \\ Y_m = y_m + y_{m+1} + y_{m+2} + \dots + y_{m+\omega-1} \end{array} \right.$$

Виходячи з вищезазначеного, зрозуміло, що  $\omega$  вказує на кількість значень, що містяться у кожному ковзному вікні,  $Y_i$  являє собою значення і-того ковзного вікна (всього  $m$ ), а  $y_i$  являє собою значення і-тої позиції у ковзному вікні.

Через набір формул ми можемо зрозуміти еволюційний процес з математичної точки зору:  $Y_1 \rightarrow Y_2 \rightarrow \dots \rightarrow Y_m$ . Таким чином, ми можемо перетворити всю послідовність символів на послідовності станів.

Після обробки даних за допомогою згаданого вище способу було отримано ряд станів волатильності.

На основі еволюційного процесу, показаного вище, був представлений процес у відповідній матриці  $T$ :

$$T = \begin{bmatrix} \omega_{1,1} & \dots & \omega_{1,k} \\ \dots & \dots & \dots \\ \omega_{k,1} & \dots & \omega_{k,k} \end{bmatrix}$$

Тут  $\omega_{i,j}$  являє частоту еволюції від шаблону  $i$  до шаблону  $j$ .

Нарешті, були визначені стани волатильності як вузли, еволюційні відносини між ними - як ребра та частоту еволюції як вагу ребер, та побудовані відповідні мережі еволюції шаблонів волатильності часових рядів фондових індексів та валютних пар [49].

### 2.3. Моделювання кореляції між часовими рядами методами статичних і динамічних MST мереж

Для кожного індексу  $i$  ( $i=1,2,\dots,n$ ) в момент часу  $t$ , визначається його дохідність  $R_i^B(t,\tau)$  за часовий період  $\tau$  як:

$$R_i^B(t,\tau) = \ln e_i^B(t+\tau) - \ln e_i^B(t),$$

де  $e_i^B(t)$  - ціна закриття індексу  $i$  в момент часу  $t$ . Таким чином дохідність показує ступінь падіння чи зростання між моментами часу  $t$  та  $t+\tau$ . Для зручності порівняння між різними рядами даних дохідність стандартизована наступним чином:

$$r_i^B(t,\tau) = \frac{R_i^B(t,\tau) - \langle R_i^B(t,\tau) \rangle}{\sqrt{\langle R_i^B(t,\tau)^2 \rangle - \langle R_i^B(t,\tau) \rangle^2}},$$

де  $\langle X \rangle$  - це середнє значення протягом періоду. Таким чином отримуємо матрицю крос-кореляцій  $C^B$ , елементи якої визначають кореляцію між двома індексами

$$C_{ij}^B = \langle r_i^B(t,\tau) r_j^B(t,\tau) \rangle.$$

Тоді ж як матриця відстаней (distance matrix) матиме вигляд

$$D^B : d_{ij}^B = \sqrt{(1 - C_{ij}^B) / 2}.$$

Більше значення  $C_{ij}^B$  або менше  $d_{ij}^B$  є індикатором високої кореляції між двома індексами. В роботі  $\tau$  становить 1 день [50].

Тепер є можливість отримати повну мережу, де вузол — це індекс, зважене ребро — це відстань, отримана за допомогою коефіцієнта кореляції Пірсона прибутковості між кожною парою. Потім використовується метод MST, заснований на алгоритмі Крускала, щоб відфільтрувати інформацію про шум [51].

Зважаючи на те, що процедура побудови мережі виконується  $Z$  разів протягом усього періоду вибірки, то можна отримати  $Z$  послідовних мереж MST.

Щоб відфільтрувати вплив вузла на інші вузли, визначається часткова кореляція та створюється нова фоновна кореляційна матриця. Для вузла  $k$  в мережі його кореляція з вузлами  $i$  та  $j$  є відповідно  $c_{ik}$  і  $c_{jk}$ .

Можна визначити кореляцію між  $i$  та  $j$  після фільтрації впливу  $k$  як:

$$c_{ij/k} = \frac{c_{ij} - c_{ik}c_{jk}}{\sqrt{(1 - c_{ik}^2)(1 - c_{jk}^2)}}, \quad i, j \neq k.$$

Вплив вузла  $k$  може бути визначений наступним чином:

$$I_k = \frac{1}{2n'(n'-1)} \sum_{k \neq i, j} (c_{ij} - c_{ij/k}),$$

де  $n'$  - це кількість вузлів, що лишаються у мережі [49].

Отже, зазначена методологія дає змогу виконувати поставлені в роботі завдання шляхом побудови мереж, що включають і не включають спостереження за період пандемії COVID-19, для виявлення його впливу на фондові індекси та валютні пари.

## **РОЗДІЛ 3. МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ COVID-19 НА ВОЛАТИЛЬНІСТЬ ФОНДОВИХ ІНДЕКСІВ ТА ВАЛЮТНИХ ПАР МЕТОДАМИ ТЕОРІЇ СКЛАДНИХ МЕРЕЖ**

### **3.1. Моделювання волатильності фондових індексів та валютних пар**

Для виявлення впливу COVID-19 на волатильність можна обрати один з двох підходів:

1. Порівняння мереж за 2006-2019 та 2006-2022 роки. Зміни в показниках та властивостях мереж сигналізуватимуть про вплив змінних факторів за 2019-2022 роки.

2. Порівняння мереж за 2016-2019 та 2019-2022 роки. Розраховано на порівняння суто доковідної мережі з суто ковідною.

У дослідженні було обрано фокусування на першому підході, оскільки мережі зі спостережень за 2-3 роки не несуть в собі достатньо інформації для основного аналізу методами складних мереж, в тому числі порівняльного, проте деякі результати та висновки з використання другого підходу також висвітлюються у роботі.

Для огляду загальної структури та елементів мережі використання другого підходу надає більше інформації, тому інформація висвітлювалася з використанням такого підходу до дослідження, тоді ж як для роботи над ключовими та медіа-вузлами і петлями можна говорити про більш доцільну детальну роботу саме за першим підходом.

Для фондових ринків були створені орієнтовані зважені мережі за даними [62] для індексу Shanghai Composite, індексу S&P500, індексу DAX30, індексу CAC40, індексу Nikkei225, індексу FTSE100 і індексу IBEX35, щоб дослідити закономірності волатильності денної ціни та еволюційний механізм цих моделей. Для валютного ринку обиралися валютні пари юань-єна, євро-долар, фунт стерлінгів-євро, рубль-юань та біткоїн як криптовалюта.

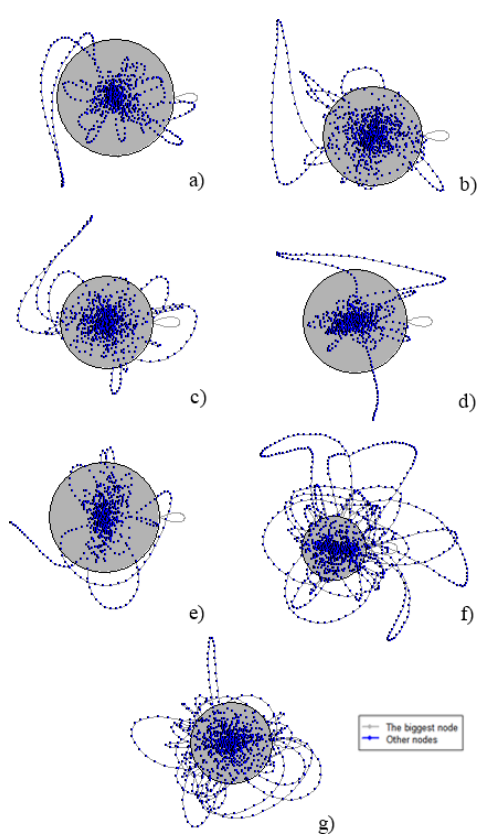


Рис. 3.1. Мережі семи фондових індексів до 2019 року: а) S&P500, б) CAC40, в) DAX30, д) FTSE100, е) Nikkei225, ф) Shanghai Composite Index, г) IBEX35.

*Джерело:* розрахунки автора.

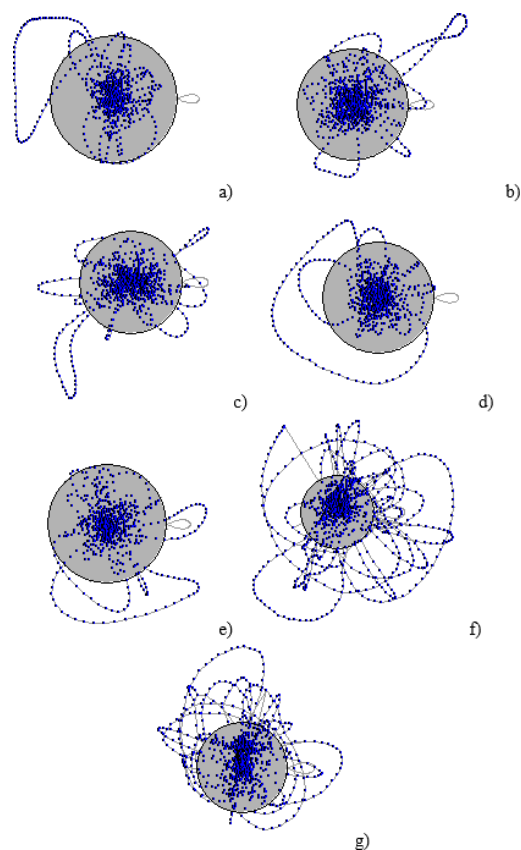


Рис. 3.2. Мережі семи фондових індексів до 2022 року: а) S&P500, б) CAC40, в) DAX30, д) FTSE100, е) Nikkei225, ф) Shanghai Composite Index, г) IBEX35.

*Джерело:* розрахунки автора.

З рис. 3.1-3.2 очевидно, що відповідні мережі цих часових рядів показують «пелюсткову» мережеву структуру, а «пелюстки» складаються з центральної частини і деяких зовнішніх частин. Зокрема, центральна частина складається з вузлів, які мають більший зважений ступінь в мережі, а інші вузли складають зовнішню частину мережі. Крім того, всі зовнішні частини починаються від центральної частини, закінчуються центральною частиною і мають форму «петлі». Виникнення структури «пелюсткової форми» відображає той факт, що, здебільшого, фондовий та валютний ринки розвиваються навколо якогось значного стану волатильності, однак іноді трапляються аномалії, коли стани

волатильності відхиляються від ядра. Тому, відповідно до форми цих двох частин, центральна частина була названа «ядром», а зовнішня – «петлею».

З мережевої структури (рис. 3.1-3.4) можна інтуїтивно помітити, що всі сім фондових індексів і п'ять валютних пар в обох варіантах мереж показують одну і ту ж характеристику: «ядро + петлі». Отже, з загальної точки зору, можна зробити висновок, що в реальному світі фондовий і валютний ринки можуть бути складними системами і матимуть загальний динамічний механізм волатильності «пелюсткової форми». Якщо ж говорити про порівняння між мережами за різними часовими проміжками візуально різниці немає, оскільки на безпосередньо структуру значного впливу не було, вона є характерною для розглянутих фінансових ринків в цілому. Для валютних ринків характерна аналогічна ситуація, єдиний виняток – біткоїн:

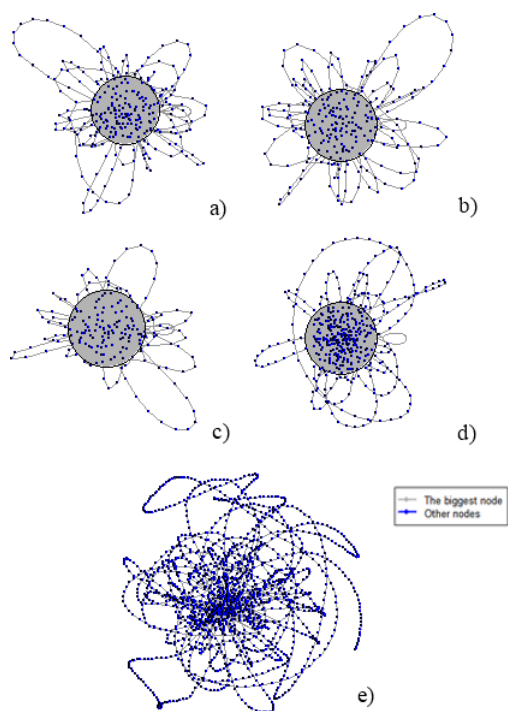


Рис. 3.3. Мережі п'яти валютних пар до 2019 року: а) CNY-JPY, б) EUR-USD, в) GBP-EUR, г) RUB-CNY, д) BTC-USD.

*Джерело:* розрахунки автора.

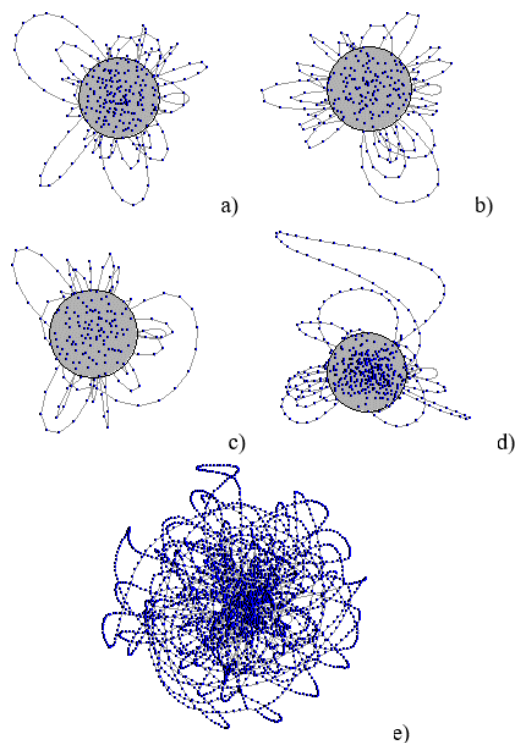


Рис. 3.4. Мережі п'яти валютних пар до 2022 року: а) CNY-JPY, б) EUR-USD, в) GBP-EUR, г) RUB-CNY, д) BTC-USD.

*Джерело:* розрахунки автора.

На рис. 3.5 зображено також приклад мереж 2016-2019 та 2019-2022 років для одного з фондових індексів. З нього видно, що при порівнянні безпосередньо доковідної та ковідної структури мережі істотно зменшується ядро та збільшується кількість петель. Це сигналізує про зростання волатильності та її шаблонів на даному ринку.

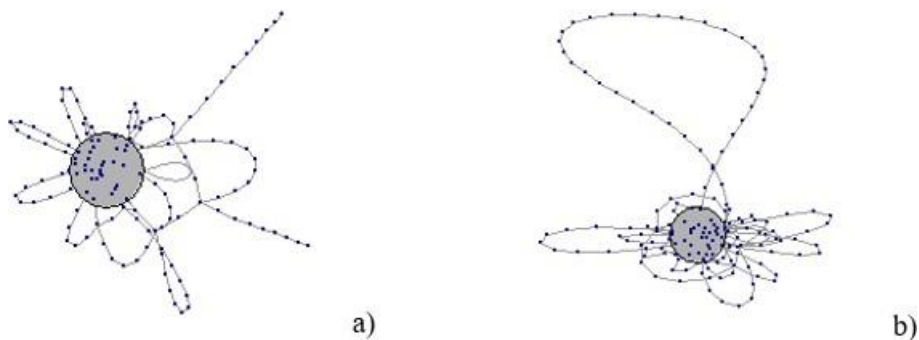


Рис. 3.5. Мережі індексу S&P500 для а) 2016-2019 років б) 2019-2022 років  
Джерело: розрахунки автора.

Наступним етапом був проведений порівняльний аналіз семи фондових мереж та п'яти валютних пар за різні проміжки часу, як показано в табл. 1.1-1.2. З отриманих результатів було виявлено, що серед усіх показників помітний вплив здійснено лише на середню довжину шляху, що відображає собою зростання кількості розгалужень у мережі та швидші переходи між різними шаблонами за рахунок цього .

Таблиця 1.1

#### Компоненти топології мереж фондових індексів

Рік	Індекс	Вершин	Ребер	Щільність графу	Середня довжина шляху	Середній коефіцієнт кластеризації	Середній зважений ступінь	Домінування центрального вузла
2006-2019	S&P	698	913	0,002	21,7016	0,0203	5,1289	0,1959
	Shanghai Composite	1119	1489	0,001	19,1812	0,0161	3,092	0,2157
	Nikkei	644	859	0,002	15,6003	0,0203	5,4519	0,2301
	FTSE	746	1006	0,002	18,0873	0,0128	4,8204	0,1974
	DAX	782	1106	0,002	14,6037	0,0152	4,6215	0,1342
	CAC	869	1182	0,002	14,9333	0,0188	4,1887	0,1528
	IBEX	951	1334	0,001	13,3548	0,0143	3,8202	0,129

## Продовження табл. 1.1

Рік	Індекс	Вершин	Ребер	Щільність графу	Середня довжина шляху	Середній коефіцієнт кластеризації	Середній зважений ступінь	Домінування центрального вузла
2006-2022	S&P	747	986	0,002	20,7930	0,0182	5,3869	0,2074
	Shanghai Composite	1150	1543	0,001	17,5253	0,0152	3,3809	0,1992
	Nikkei	661	891	0,002	16,0071	0,0205	5,9607	0,2163
	FTSE	821	1115	0,002	17,9084	0,0123	4,9184	0,2263
	DAX	845	1202	0,002	14,1025	0,0146	4,8036	0,1346
	CAC	928	1280	0,001	14,1568	0,0179	4,4084	0,1591
	IBEX	1009	1429	0,001	13,1086	0,0131	4,0456	0,1291

Джерело: розрахунки автора.

Підрахунки по валютним ринкам свідчать про аналогічну ситуацію, найяскравіше зміни у мережі помітні в курсі біткоїну, в якому також суттєво знизився середній зважений ступінь та зі зниженням ролі інших вузлів зріс показник домінування центрального:

Таблиця 1.2

## Компоненти топології мереж валютних пар

Рік	Валюта	Вершин	Ребер	Щільність графу	Середня довжина шляху	Середній коефіцієнт кластеризації	Середній зважений ступінь	Домінування центрального вузла
2006-2019	CNY-JPY	274	368	0,0049	8,9752	0,0261	13,5511	0,3084
	EUR-USD	248	346	0,0056	8,721	0,0408	14,9718	0,2642
	GBP-EUR	191	256	0,0071	8,7232	0,0497	19,4398	0,298
	RUB-CNY	425	542	0,003	15,0099	0,0344	8,7365	0,2326
	BTC-USD	1898	2092	0,0058	49,5457	0,0135	1,5622	0,2131
2006-2021	CNY-JPY	274	368	0,0049	8,9752	0,0261	15,2190	0,3084
	EUR-USD	248	345	0,0056	8,7773	0,0412	16,8145	0,2620
	GBP-EUR	193	259	0,0070	8,7100	0,0530	21,6062	0,2973
	RUB-CNY	466	611	0,0028	14,3416	0,0347	8,9485	0,2373
	BTC-USD	3226	3575	0,0003	43,8540	0,0057	1,2976	0,4575

Джерело: розрахунки автора.

Одним із ключових етапів виявлення впливу COVID-19 є виявлення зникаючих та нових шаблонів у мережах. Для цього використовувалися мережі



доковідного часового проміжку та ковідного, що дає змогу відділити шаблони цих періодів і оцінити їх появу та зникнення.

В період кризи серед найбільш часто зникаючих вузлів спостерігається спільна характеристика – «повільна» або поступова незначна волатильність. Це шаблони поведінки часового ряду, за яких немає помітного росту чи падіння ціни протягом двох чи більше днів поспіль. До таких шаблонів належать: *eeeg5e*, *eer4er5*, *er4eeg5*, *er4er5e*, *r4eeer4*, *r4eeg5e*, *r4er5ee*, *r5eeer5*. Приклад витягу інформації щодо них наведена в табл. 1.3.

Таблиця 1.3

## Найбільш часто зникаючі вузли в мережах валютних пар

Вузол	CNY-JPY	EUR-USD	GBP-EUR	RUB-CNY	BTC-USD
<i>eeeg5e</i>	+	+	+	-	-
<i>eer4er5</i>	-	-	+	+	+
<i>er4eeg5</i>	+	-	-	+	+
<i>er4er5e</i>	-	-	+	+	+
<i>g4r5eee</i>	+	-	+	-	+
<i>r4eeer4</i>	-	-	+	+	+
<i>r4eeg5e</i>	+	-	-	+	+
<i>r4er5ee</i>	-	-	+	+	+
<i>r5eeer5</i>	-	+	+	-	+

*Джерело:* розрахунки автора.

Вузли, що з'явилися у мережах у ковідний час, мають більш активну структуру волатильності, що включає в себе не тільки частіші помітні коливання, а й іноді – більш суттєві за своїм обсягом (наприклад, коливання *g2*). До таких вершин належать: *eeeg5r5*, *eeer4r5*, *eer4r5e*, *eg4g4ee*, *er4g4ee*, *g2r5g5ee*, *g4eeg4e*, *g4eg4eg4*, *g4eg5ee*, *g5r4er4e*, *r4er4ee*, *r4g4eee*, *r5eg5r5e*.

Трансформації структури біткоїнової мережі є найсуттєвішими серед усіх розглянутих, оскільки вона була найбільш волатильною в 2020-2022 роки.

Наступним кроком були виявлені ключові вузли мережі.

Для визначення ключових вузлів були спершу проаналізовані статистичні характеристики зваженого ступеня вузлів. Це може відобразити важливість і активність способів волатильності на ринку.

Потім були проранжовані вузли на основі значення зваженого ступеня і побудована крива кумулятивного розподілу зваженого ступеня (рис. 3.6-3.7). Далі були виявлені точки перегину на кривих, і вузли, що лежать між початковою точкою і точкою перегину, були взяті як ключові вузли, що утворюють основну структуру, а інші вузли - петлі.

Зі зваженого ступеня кумулятивного розподілу семи фондових індексів і п'яти валютних пар, було виявлено, що кожна мережа мала свою точку перегину. Ці точки перегину являють собою різні ступені принципу Парето. Зокрема, основна інформація про волатильність всієї мережі може характеризуватися невеликою частиною шаблонів волатильності.

Наприклад, на китайському фондовому ринку, який представлений індексом Shanghai Composite, 116 найважливіших вузлів (10,35% від загальної кількості) можуть відображати 64,86% інформації про волатильність всієї мережі.

Для фондового ринку зсуву точок майже немає, в розрізі дослідження цікавість представляють криві мереж валютних пар, зображені на рис. 3.6-3.7, зокрема крива біткоїну. В доповідній мережі ситуація є унікальною: лише 41,18% інформації міститься в головних 154 вузлах (8,11% від загальної кількості), що є суттєво нижчим показником у порівнянні з іншими мережами навіть у той часовий період.

У подовженій же мережі, побудованій за 2006-2022 роки, 279 вершин, що являють собою 8,65% від загальної кількості, зберігають у собі інформацію про 29,62% волатильності.

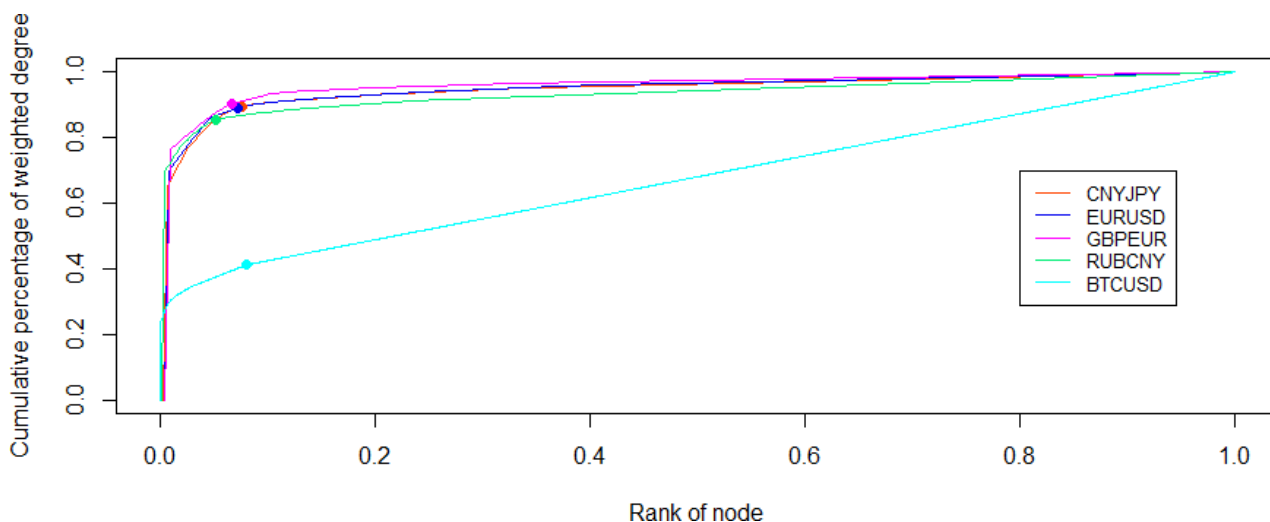


Рис. 3.6. Кумулятивний розподіл зважених ступенів для п'яти валютних пар за 2006-2019 роки

*Джерело:* розрахунки автора.

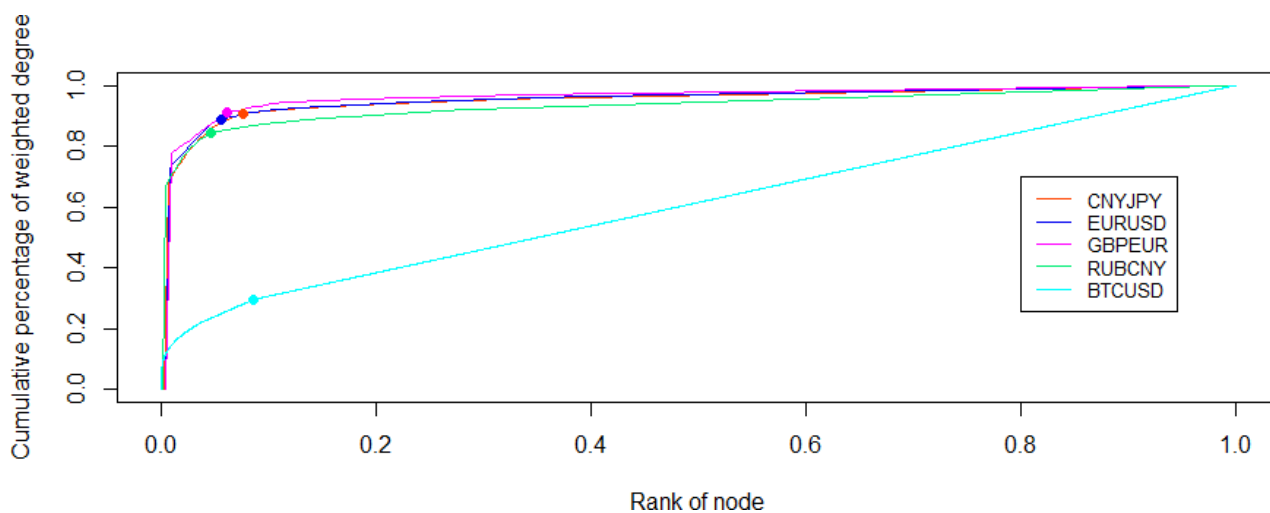


Рис. 3.7. Кумулятивний розподіл зважених ступенів для п'яти валютних пар за 2006-2022 роки

*Джерело:* розрахунки автора.

У табл. 1.4-1.5 відображене порівняння частот появи найбільших вузлів у мережах. З даних видно, що в цілому структура є схожою для всіх описаних мереж. Найбільш характерним шаблоном поведінки всередині мереж є перехід від стану «e» до «g4», «r4», «g5», «r5». Це все переходи між маловолатильними станами, що є природнім, оскільки в більшості періодів часу протягом дня не відбувається кардинальних змін ціни, що і показують дані частотні таблиці.

Таблиця 1.4

Частота появи 5 найбільших вузлів із структури ядра мереж валютних пар

Роки	Вузол	CNY-JPY	EUR-USD	GBP-EUR	RUB-CNY	BTC-USD
2006-2019	ееее	65,50%	69,50%	76,30%	69,60%	23,80%
	еер4е	2,20%	1,70%	1,50%	1,30%	0,20%
	еер4е	2,20%	1,60%	1,50%	1,20%	0,30%
	еr4ее	2,20%	1,70%	1,40%	1,20%	0,30%
	r4еее	2,20%	1,70%	1,40%	1,30%	0,20%
2006-2022	ееее	68,21%	72,36%	77,46%	66,70%	6,83%
	еер4е	2,04%	1,56%	1,41%	1,17%	0,19%
	еер4е	1,99%	1,51%	1,37%	1,03%	0,17%
	еr4ее	1,97%	1,53%	1,32%	1,10%	0,24%
	r4еее	1,94%	1,58%	1,34%	1,15%	0,19%

Джерело: розрахунки автора.

На валютному ринку (табл. 1.4) спостерігається ситуація стабільності ключових вузлів в мережах з незначним перерозподілом відсоткових долей між ними. Це пов'язано з відносно типовою для цих ринків динамікою в період пандемії: незважаючи на волатильність у цей період, її характер та шаблони не змінили свою структуру в мережі. Варто звернути увагу на специфіку мережі біткоїн-долар та зниження долі ключового вузла на 15 п.п., це є одним з ключових показників суттєвих змін в ядрі та пояснює зокрема і показник падіння середнього зваженого ступеня з топології.

Таблиця 1.5

Частота появи 5 найбільших вузлів із структури ядра мереж фондових індексів

Роки	Вузол	S&P	CAC	DAX	FTSE	Nikkei	Shanghai	IBEX
2006-2019	ееее	43,00%	32,20%	29,10%	34,60%	39,40%	18,30%	24,10%
	r4еее	3,00%	2,90%	3,10%	3,20%	2,80%	2,70%	2,80%
	еr4ее	2,90%	2,60%	2,80%	3,10%	2,60%	2,50%	2,80%
	еер4е	2,50%	2,40%	2,50%	2,70%	2,30%	2,60%	2,60%
	еер4е	2,20%	2,30%	2,40%	2,40%	2,30%	2,40%	2,50%
2006-2022	ееее	43,39%	33,81%	30,29%	34,08%	39,06%	19,11%	24,37%
	r4еее	3,10%	2,78%	2,98%	3,22%	2,99%	3,01%	2,76%
	еr4ее	2,85%	2,44%	2,68%	3,04%	2,71%	2,85%	2,76%
	еер4е	2,53%	2,20%	2,39%	2,75%	2,43%	2,90%	2,54%
	еер4е	2,13%	2,05%	2,31%	2,42%	2,43%	2,59%	2,47%

Джерело: розрахунки автора.

У табл. 1.5 відображені дані про найбільші ключові вузли в структурі ядра мереж фондових індексів. Долі лишаються стабільними і тенденцій до їх зміни не спостерігається, проте у всіх мережах, що побудовані для обраних семи ринків, демонструється включення до ядра нових вузлів. Самі вузли, що включаються, демонструють собою шаблони, що відповідають або за високі значення волатильності, або за її довшу тривалість. Той факт, що вони у подовжених мережах включаються до структури ядра, свідчить про те, що такі шаблони відтепер вважатимуться такими, що містять в собі суттєву частку інформації про волатильність.

Таблиця 1.6

## Нові вузли в мережах семи фондових індексів

Індекс	Назва вузла
S&P	eg4r4ee, g5r4eee, r5r4eee
CAC	eeeg5g5, eg5r4ee, eeeg1e, eeer4r4, eeg5eg5, eeg5g5e, eer4r4e, eg5eer4
DAX	eeg5er5, er5eeg4
FTSE	eeeg5r4, eeeg1e, g4eg4ee, g4eg4er4, g4er4er4, g4g4eer4
Nikkei	er5eeg4, g4eg5ee, eer4eg5, er4eg5e, g4g4eee, g5eeer4, g5eer4e, r4eg5ee
Shanghai	eeg5eg4, eeg5er4, er5eer4, er5g4ee, er5g5ee, r4eeg5e, r4eer4r4, r4er4r4e
IBEX	eeeg4r5, eg5eeg4, g5eeg4e

*Джерело:* розрахунки автора.

Наступним етапом були ідентифіковані вузли в петлях і проведений аналіз довжин шляху петель. Визначення закономірностей волатильності в петлях та вимірювання їх тривалості може дати посилення на інвесторів та політиків.

Спочатку були ідентифіковані вузли в петлях згідно з кумулятивним розподілом зважених ступенів. І згодом були розраховані довжини шляхів петель для аналізу тривалості такого стану волатильності на фондовому ринку.

Після підрахунку частот різних довжин (рис. 3.8-3.9) було виявлено, що для валютних пар більшість довжин циклів знаходяться в інтервалі [1, 5], що

становить близько 70% від загальної кількості. І майже 20% довжин петель знаходяться в діапазоні [6, 10]. Цей статистичний результат показує, що коли фондовий ринок увійде до такого стану, він має 70%-ву ймовірність закінчитися протягом 5 днів і 90%-ву ймовірність закінчитися протягом 10 днів. Проте якщо розглядати отримані дані в ключі порівняння двох мереж, можна говорити про перерозподіл в межах цих двох проміжків: частка петель в інтервалі [1, 5] зменшилася приблизно на 5%, тоді як в інтервалі [6, 10] – зростає. Також зростає частка довгих петель (16 днів і більше).

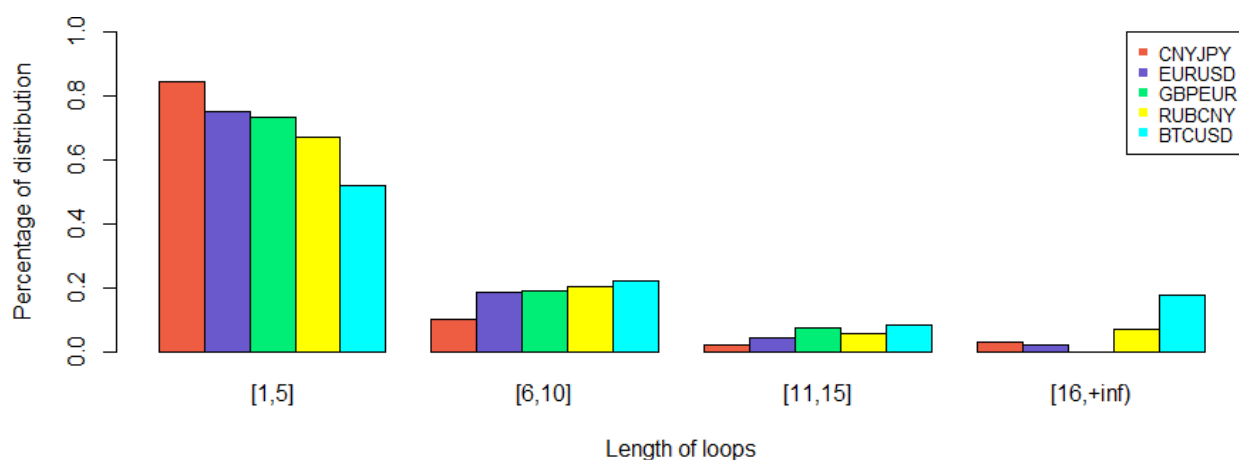


Рис. 3.8. Ймовірнісний розподіл петель для п'яти валютних пар за 2006-2019 роки

*Джерело:* розрахунки автора.

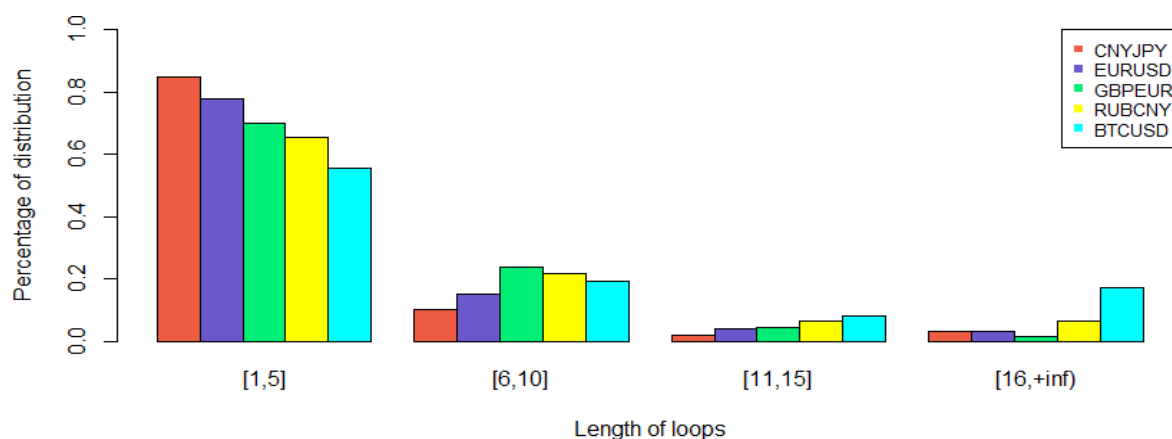


Рис. 3.9. Ймовірнісний розподіл петель для п'яти валютних пар за 2006-2022 роки

*Джерело:* розрахунки автора.

Схожа ситуація спостерігається і для фондових індексів, ймовірнісний розподіл петель для яких зображено на рис. 3.10-3.11. Більшість довжин циклів знаходяться в проміжку [1, 7] – близько 80% від усіх петель в мережах, а в проміжку [8, 15] – ще близько 15%. Це свідчить, що коли валютний ринок увійде до петлі, існує 80%-ва ймовірність, що це закінчиться протягом тижня, і 95% -ва ймовірність - що протягом 15 днів.

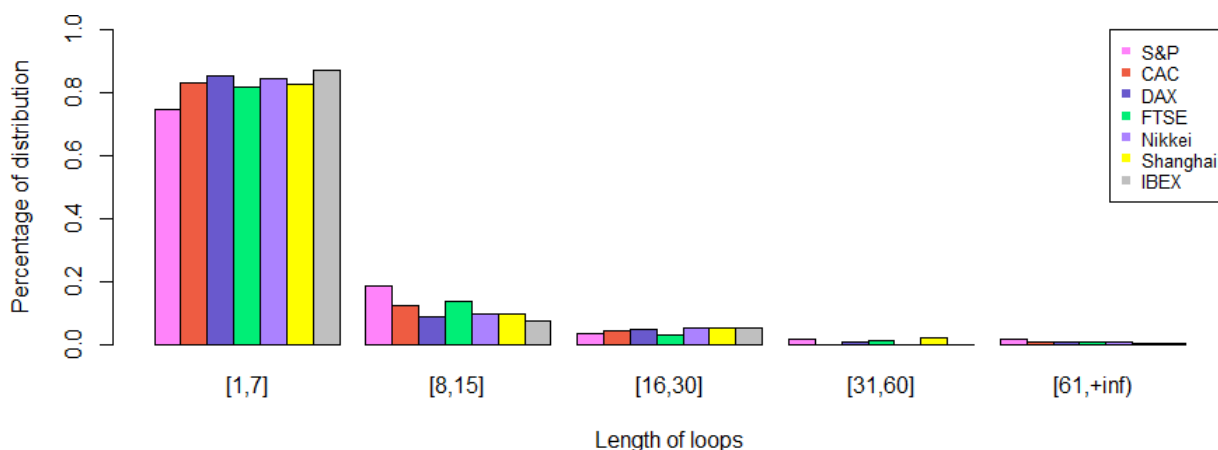


Рис. 3.10. Ймовірнісний розподіл петель для семи фондових індексів за 2006-2019 роки

*Джерело:* розрахунки автора.

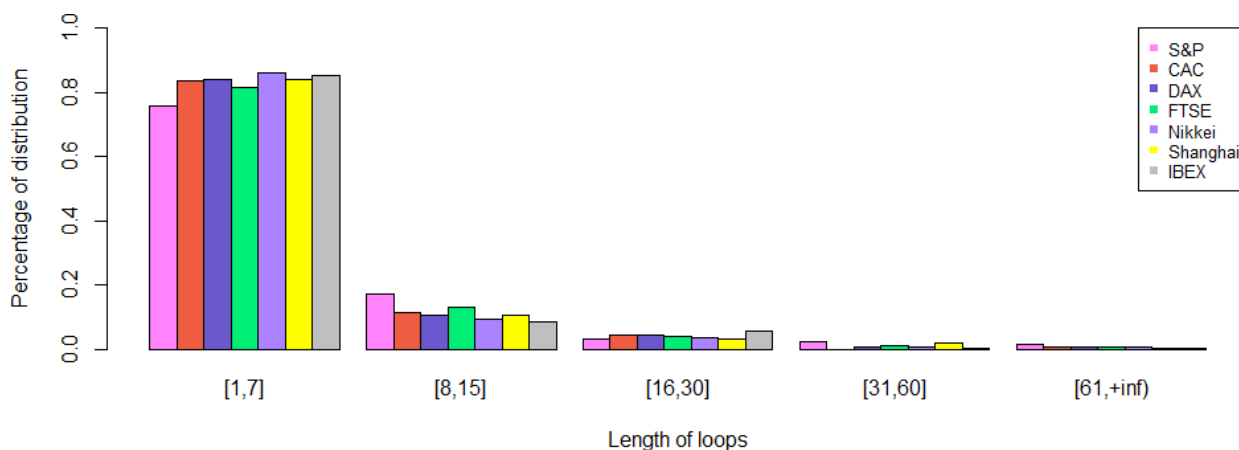


Рис. 3.11. Ймовірнісний розподіл петель для семи фондових індексів за 2006-2022 роки

*Джерело:* розрахунки автора.

Що ще важливіше, були також виявлені найдовші петлі, їх довжини відображені у табл. 1.7-1.8. До таких відносилися петлі, довші за 50 днів – для фондових ринків, та за 20 днів – для валютних. Для таких екстремальних

обставин волатильності було виявлено, що на ринку Shanghai Composite Index додалася нова петля довжиною 54 дні та на ринку індексів FTSE100 - 51 день.

Таблиця 1.7

## Довжини найдовших петель для мереж фондових індексів

Фондовий індекс	Довжини петель
S&P	68, 86
CAC	68
DAX	62
FTSE	51, 72
Nikkei	64
Shanghai Composite	54, 77
IBEX	70

Джерело: розрахунки автора.

Для екстремальних обставин волатильності, які тривають більше 20 днів в петлях мереж валютних пар і відображені в табл. 1.8, було виявлено, що найдовші петлі з усіх були на ринку валютної пари біткоїн-долар і становили 81, 104 та 125 днів відповідно. В цілому біткоїновий ринок показує найбільшу кількість виходів у петлі. На ринку валютної пари євро-долар з'явилася нова петля довжиною 29 днів, пари фунту стерлінгів-євро – 34 дні.

Таблиця 1.8

## Довжини найдовших петель для мереж валютних пар

Валютна пара	Довжини петель
CNY-JPY	27
EUR-USD	21, 22, 29
GBP-EUR	34
RUB-CNY	25, 54, 59
BTC-USD	21, 21, 21, 22, 22, 23, 23, 25, 25, 28, 29, 31, 31, 32, 33, 35, 36, 36, 36, 39, 41, 42, 46, 49, 52, 53, 62, 63, 64, 74, 81, 104, 125

Джерело: розрахунки автора.

Отримані періоди відображені на рис. 3.12-3.23. З графіків очевидна тенденція, що довгі петлі в усіх семи індексах та п'яти валютних парах



припадають на період вересня-грудня 2008 року. Це пов'язано з банкрутством інвестиційного банку Lehman Brothers, який у вересні подав заяву про власне банкрутство. Банк проіснував 159 років. Руйнування фінансового інституту, що володів активами на 640 мільярдів доларів, викликало ланцюгову реакцію по всій фінансовій системі, оскільки в Lehman вклалося безліч банків. Петлі завершуються груднем, коли у зв'язку зі зростанням ціни на нафту зросли акції компаній енергетичного сектору [63-65]. Одразу після цих петель у січні-квітні 2009 року S&P входить у наступну довгу петлю (рис. 3.12): коли відсоткові ставки за короткостроковим державним боргом наблизилися до нуля, центральний банк також оголосив про свій намір боротися з дефляцією через процес кількісного пом'якшення. Ці рішення ФРС і стали каталізаторами підйому індексу в першому кварталі року.

Петля S&P, що мала місце у квітні-червні 2010 року, була пов'язана зі зниженням цін на акції США, оскільки акції банків впали через побоювання, що фінансова реформа, що проходить через Конгрес, обмежить прибуток. Дана реформа забезпечила б новий нагляд за хедж-фондами і встановила б жорсткі правила торгівлі деривативами, фінансовими інструментами [66].

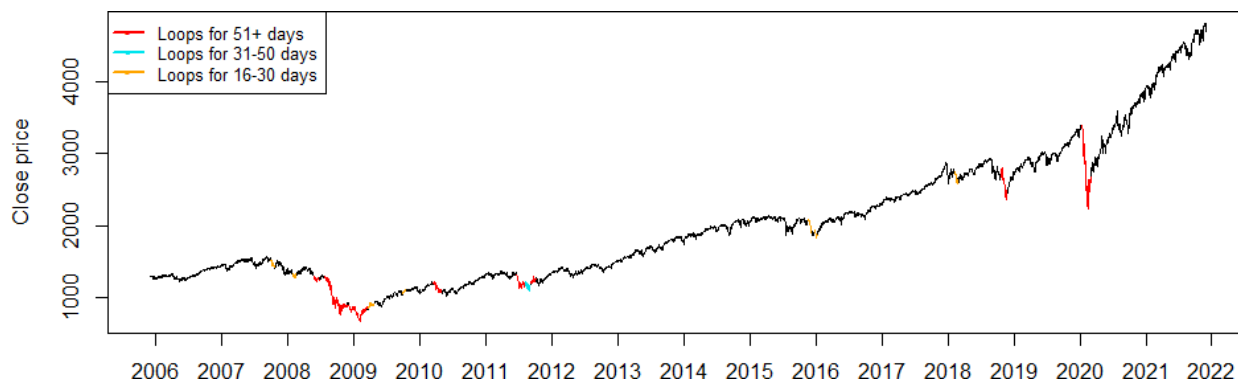


Рис. 3.12. Періоди найдовших петель для індексу S&P

*Джерело:* розрахунки автора.

Дві середні за довжиною петлі Shanghai Composite Index у квітні-липні та жовтні-листопаді 2007 року (рис. 3.13) безпосередньо пов'язані з різким підйомом цього ринку у період кінця 2006-2007 років, що було спричинено зусиллями китайського уряду щодо підвищення ефективності фондової біржі,

що зробило її привабливою для інвесторів. Деякі з цих ініціатив включали заохочення виплати дивідендів, припинення випуску неторгованих акцій, боротьбу з корупцією на ринку і введення більш строгих вимог прозорості в корпоративної фінансової звітності. Крім того, торгове середовище в цей період було сповнене оптимізму, оскільки економічне зростання як в Китаї, так і в регіоні було на високому рівні. Крім того, існувало занадто багато обмежень для внутрішніх інвесторів щодо купівлі акції за кордоном. Наприклад, інвестиції повинні були здійснюватися через групу затверджених урядом інвестиційних інститутів, якими можуть бути комерційні банки, фірми з управління фондами або страхові компанії [67].

Петля Shanghai Composite Index, що припала на зиму-весну 2008 року (рис. 3.13), пов'язана з іпотечною кризою США. Інвестори були стурбовані тим, що акції Нью-Йорка можуть продовжити падіння, що не дозволить їм утримувати позиції. Різкий розпродаж, що призвів до падіння цін на акції в усьому світі, викликав стурбованість тим, що ринки акцій в Китаї можуть бути переоцінені. На ринку спостерігалися панічні розпродажі, в результаті чого ринок різко впав [68].

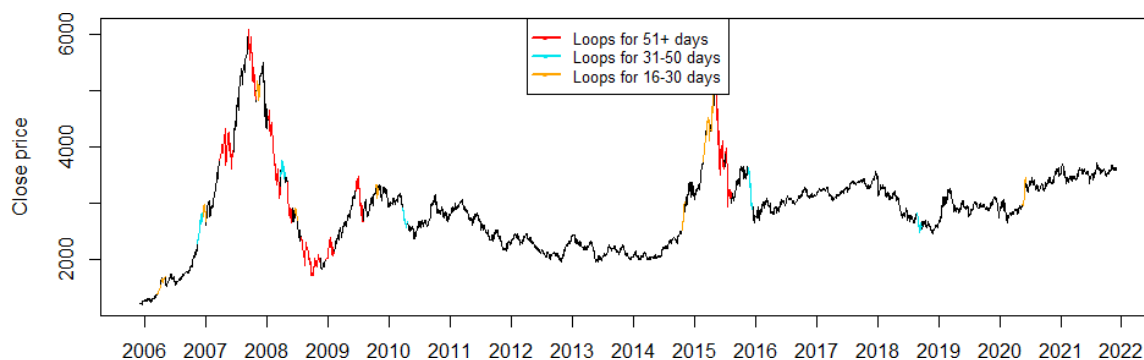


Рис. 3.13. Періоди найдовших петель для індексу Shanghai Composite

*Джерело:* розрахунки автора.

Остання петля Shanghai Composite Index, що припадала на червень-серпень 2015 року, мала значні передумови. У період з червня 2014 року по червень 2015 року китайський індекс Shanghai Composite виріс на 150 відсотків. Основною причиною раллі на фондовому ринку стало те, що багато звичайних китайців вперше почали вкладати кошти у фондовий ринок. Роздрібні інвестори складали

близько 85 відсотків, більшість нових інвесторів на ринку Китаю не мали середньої освіти. Вони різко збільшили волатильність ринку, що призвело до набагато більших коливань на фондовому ринку, ніж в іншому випадку. Більше того, багато хто з них здійснював маржинальну торгівлю, що і призвело до зростання цін на акції на 150 відсотків. Саме в червні 2015 року CSRC оголосили нові умови маржинальної торгівлі, що і стало «останньою краплею». Хоча в цілому це було викликане скоріше динамікою, ніж фундаментальними показниками. Акції виглядали сильно переоціненими в той час, коли китайська економіка втрачала оберти. Індекс впав майже на 30% [69, 70].

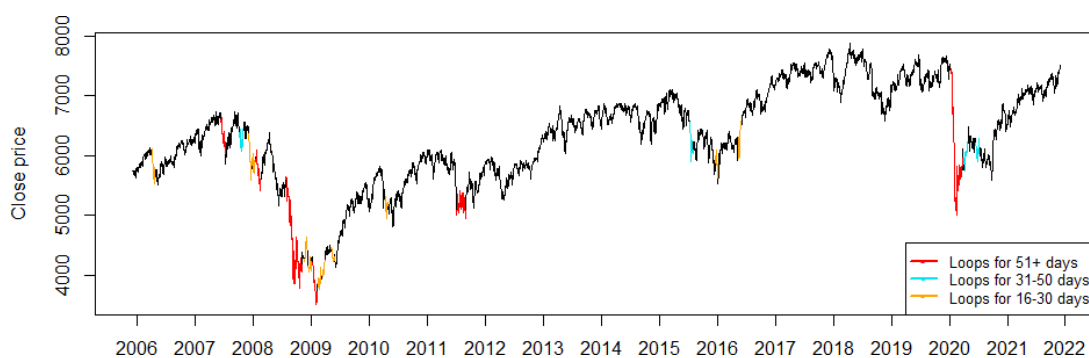


Рис. 3.14. Періоди найдовших петель для індексу FTSE

*Джерело:* розрахунки автора.

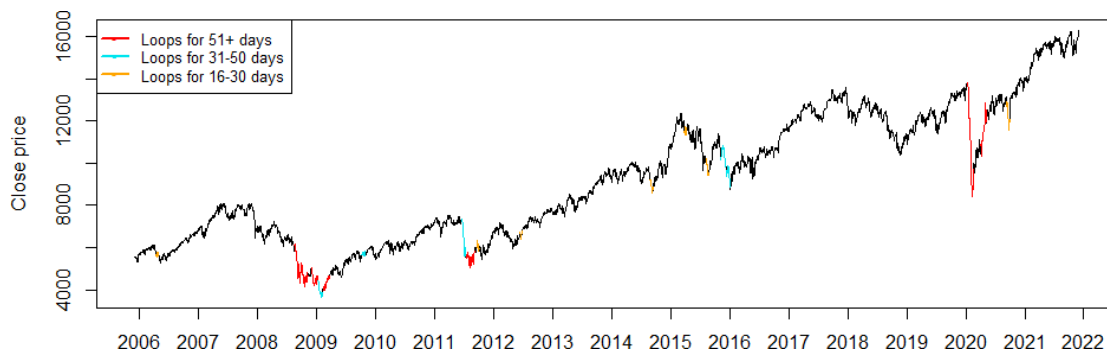


Рис. 3.15. Періоди найдовших петель для індексу DAX

*Джерело:* розрахунки автора.

Петлі фондових індексів S&P, DAX та FTSE припадають на серпень-жовтень 2011 року і пов'язані з різким падінням цін на акції на фондових біржах США, Близького Сходу, Європи та Азії. Це пояснювалося побоюваннями поширення кризи суверенного боргу в країнах Європи, а також побоюваннями щодо повільного економічного зростання Сполучених Штатів та зниження його

кредитного рейтингу. За два тижні ціни на американські акції скоротилися на 15% через зниження кредитного рейтингу з AAA («безризиково») до AA+, в той час як США мало рейтинг AAA аж з 1941 року. Завершення петлі у жовтні пов'язане з тим, що лідери Європи заявили про перемогу кризи після укладення нових угод, які скорочували грецький борг і збільшували головний фонд допомоги до приблизно 1 трильйона євро. Греції пообіцяли надати 100 мільярдів євро фінансової допомоги з початком нового року [71-74].



Рис. 3.16. Періоди найдовших петель для індексу S&P

*Джерело:* розрахунки автора.

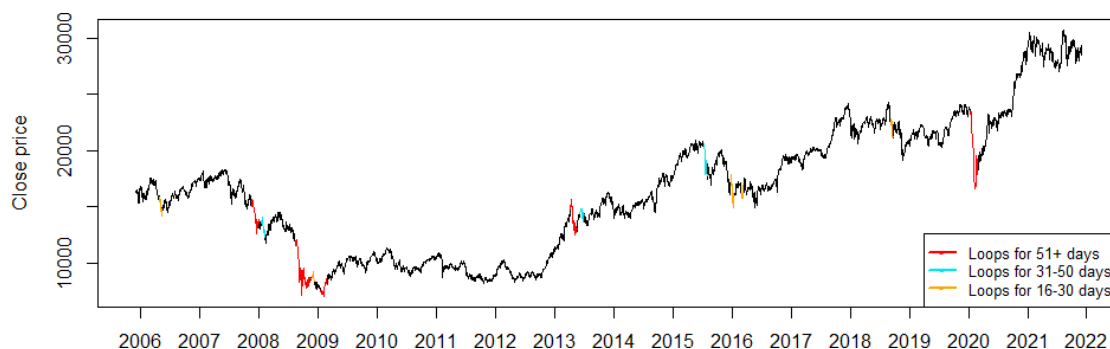


Рис. 3.17. Періоди найдовших петель для індексу Nikkei

*Джерело:* розрахунки автора.

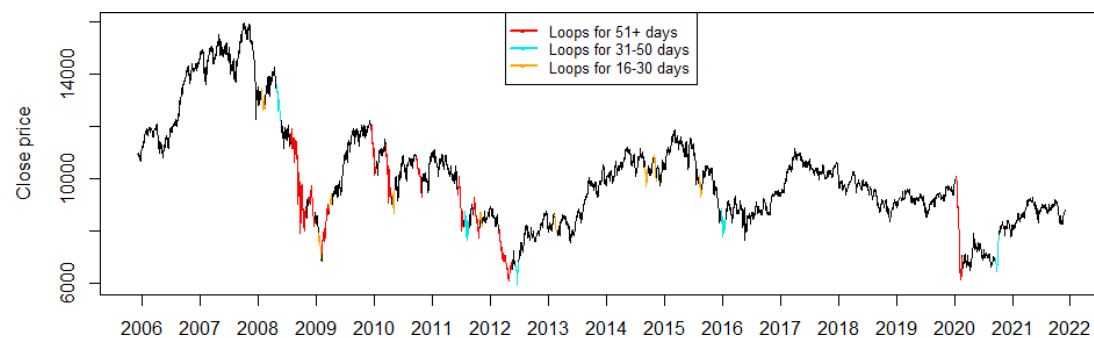


Рис. 3.18. Періоди найдовших петель для індексу IВEX

*Джерело:* розрахунки автора.

Для всіх ринків, окрім китайського, який не відрізнявся особливою волатильністю в цей період, характерні довгі петлі у період поточної кризи, що активно тривала у лютому-квітні 2020 року і була пов'язана з панікою щодо COVID-19. Ринки почали падати через зростаючий страх інвесторів, що швидке поширення коронавірусу може підштовхнути економіку до рецесії. Падіння в основному спричинялося занепокоєнням, що заходи щодо стримування вірусу будуть гальмувати прибутки підприємств та економічне зростання, а також побоюванням, що спалах може погіршитися. Падіння акцій по всьому світу на 10 і більше відсотків сприймалася як міра крайнього песимізму інвесторів [75, 76]. Китайські ж акції були відносно стійкими, хоча епідемія вже призвела до серйозної економічної шкоди в країні. Згідно тверджень аналітиків та інвесторів, особливий характер ринків материкового Китаю допомагає пояснити невідповідність з іншими ринками. На китайських ринках переважають індивідуальні інвестори, порівняно відокремлені від світової системи та такі, що зазнають високого рівня державного впливу. Мільйони окремих інвесторів у Китаї вважали, що влада тримає ситуацію під контролем [77].

На ринках валютних пар найбільш волатильною була структура протягом кінця 2008 - початку 2009 року (рис. 3.19-3.23). Валютна пара рубль-юань показала унікальну ситуацію у вигляді відсутності довгих петель у кризові роки, проте їх наявність у кінці 2014-2016 роках.

Збурення на ринку валютної пари юаня-єні у кінці 2008 року пов'язане з крахом так званого «керрі-трейду» японською єною. «Керрі-трейд» полягає у запозиченні у валюті з низькими процентними ставками (у даному випадку – у єні) та подальшому інвестуванні доходів у валютах, де процентні ставки є вищими, і, таким чином, отримувати відносно легких прибутків. Внаслідок вже згаданого у попередньому параграфі розділу колапсу Lehman Brothers єна стрімко піднялася. Японські інвестори продавали ризиковані доларові активи і купували єну. Американські інвестори, які запозичували дешевші єни для фінансування інвестицій в доларах, зіткнулися зі зростанням валютних витрат при поверненні своїх кредитів у єнах. Вони поспішали продавати долари (та інші

валюти) для купівлі єни, яку вони могли б використовувати для погашення кредитів у снах, що ще більше підвищило обмінний курс єни. Ці події внесли значний внесок у волатильність даної валюти [78].



Рис. 3.19. Періоди найдовших петель для валютної пари CNY-JPY

*Джерело:* розрахунки автора.

Петля, що мала місце у валютній парі «євро-долар» в жовтні-листопаді 2008, пов'язана з тим, що американський долар зміцнився проти євро після того, як італійський уряд оголосив цільовий дефіцит у 2,4% ВВП, що на той час значно перевищувало існуючий, що, у свою чергу, призвело до розпродажу облігацій країни та вплинуло на спільну валюту. Розмір дефіциту Італії викликав занепокоєння інвесторів, оскільки його економіка була третьою за величиною в євроні. На наступному тижні після цього голова ЄЦБ Жан-Клод Тріше заявив на прес-конференції, що на засіданні обговорювалося зниження процентних ставок, що зумовило різке падіння євро порівняно з долларом. Це допоможе зменшити різницю в процентних ставках між євро і долларом і, можливо, підтримати американську валюту до кінця року, вважали аналітики. Паралельно з цим відбулося затвердження Конгресом США пакету фінансової допомоги в розмірі 700 мільярдів долларів для фінансового сектору, що стурбувало інвесторів тим, що Європа може не мати адекватних заходів для подолання кредитної кризи. Надії на покращення ситуації в економіці США разом з занепокоєнням щодо обвалу європейської фінансової системи призвели до посиленого використання долара як «безпечної валюти» (англ. safe haven) [79-81].

Збурення на ринку валютної пари «євро-долара» у квітні-травні 2010 року було зумовлене спершу проханням Греції про фінансову допомогу від ЄС для

уникнення банкрутства, що підштовхнуло інвесторів до продажу євро, коли ринок захвилювався, чи зможе країна євросони запобігти дефолту боргу. Згодом, після попередження Ангели Меркель про те, що боргова криза може поширитися в Європі, якщо план порятунку Греції на 110 мільярдів євро не вдасться, панічні розпродажі валюти продовжилися, що спричинило різке падіння курсу [82, 83].

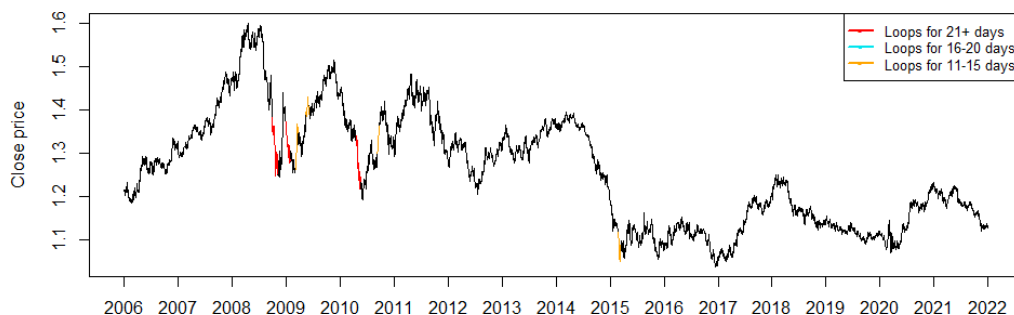


Рис. 3.20. Періоди найдовших петель для валютної пари EUR-USD

*Джерело:* розрахунки автора.

Петля на ринку валютної пари «фунту стерлінгів-євро» (рис. 3.21) у січні-березні 2009 року пов'язана з падінням стерлінгу, оскільки трейдери обдумували наслідки останнього урядового рішення для підтримки банківського сектора, спричинивши занепокоєння щодо спроможності уряду обслуговувати свій борговий борг.. Пропозиції для платників податків Великобританії застрахувати банківські кредити і підтримати ринок іпотечного кредитування тиснули на валюту. Дехто навіть стверджував, що економіка Великобританії "закінчена". Перспектива тривалого економічного спаду і британський уряд, який бере нові борги, істотно тиснули на стерлінг, особливо після зниження рейтингу деяких країн євросони, таких як Іспанія та Греція [84].

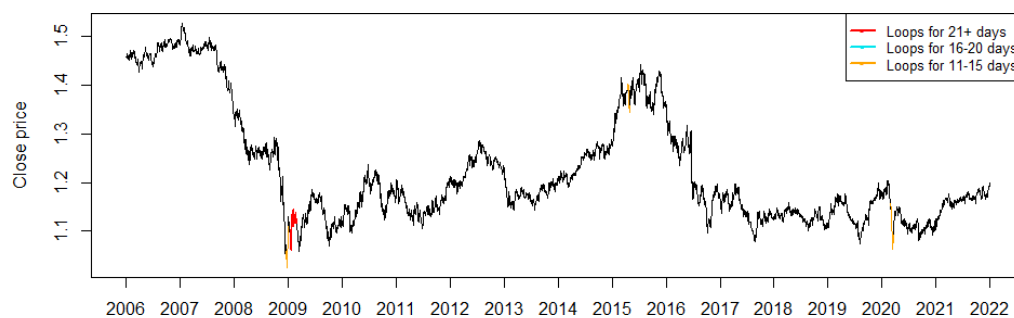


Рис. 3.21. Періоди найдовших петель для валютної пари GBP-EUR

*Джерело:* розрахунки автора.

Збурення у жовтні 2014 року на ринку рубля-юаня (рис. 3.22) зумовлене різким скороченням надходження валюти на внутрішній ринок від експорту нафти. У жовтні нафта марки Brent різко впала в ціні (більш ніж на 20%), що не забарилося позначитися на курсі рубля. Фактично коливання курсу рубля дзеркально відображали поведінку котирувань чорного золота. Окрім цього, на четвертий квартал припали крупні виплати за зовнішнім боргом російських банків і компаній і також на валюту тиснули неослабні санкції, які призвели до фактичного закриття зовнішніх боргових ринків не тільки для компаній і банків, що потрапили в санкційні списки, але і для інших суб'єктів російської економіки, та дефіцит бюджету [85]. Одразу після завершення цієї петлі, у лютому 2015 року, розпочалася нова, пов'язана із, навпаки, укріпленням курсу рубля через зростання цін на нафту. Така динаміка стала можливо завдяки тому, що енергетичні компанії США скоротили свої капітальні витрати. До того ж, Народний банк Китаю прийняв рішення знизити з початку лютого норму обов'язкових резервів для банків, що, на думку аналітиків, змогло б стимулювати економічну активність в країні і попит на енергоносії [86].

Петля у серпні-вересні 2015 року пов'язана зі, знову ж таки, падінням ціни на нафту і газ, з одного боку, та, з іншого боку, девальвацією юаня. Все це зумовило побоювання, що відбудеться суттєве падіння експорту Росії в Китай, та, вкупі з тим, що рубль впав вдвічі порівняно з двома відсотками девальвації юаня, з'явилася реальна перспектива ще більш істотного обвалу російського рубля [87]. З аналогічних причин, різкого падіння ціни на нафту та уповільнення росту економіки Китаю, у січні почалося і нове збурення на ринку [88].

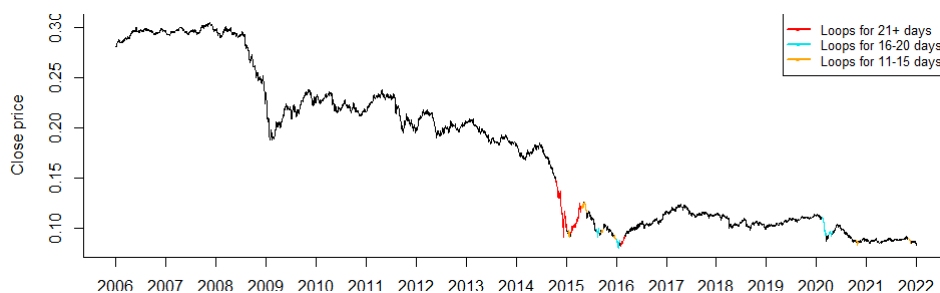


Рис. 3.22. Періоди найдовших петель для валютної пари RUB-CNY

*Джерело:* розрахунки автора.



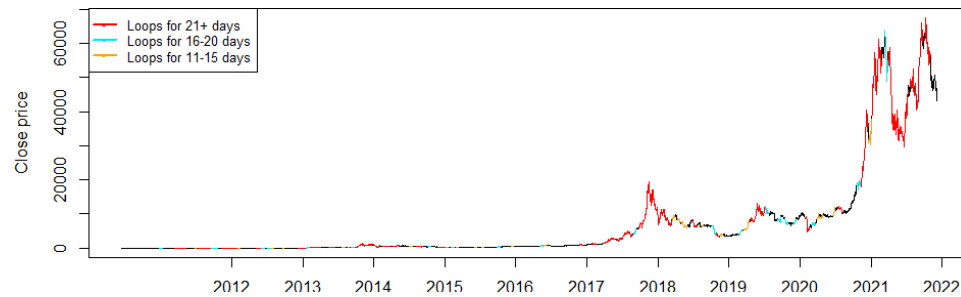


Рис. 3.23. Періоди найдовших петель для валютної пари BTC-USD

*Джерело:* розрахунки автора.

Найбільша петля у валютній парі біткоїну-долара, що почалася в жовтні 2017, являла собою різке продовження посилення позицій біткоїна на ринку. Цьому приписують декілька причин: деякі інвестори робили ставку на те, що пара так званих «hard forks» (один з видів змін) у базовому біткоїні, який створить дві окремі версії криптовалюти, сприятиме посиленню активів цифрової валюти; посилювалися міркування про те, що Китай може надавати ліцензії на обмін цифрових валютам після недавньої заборони [89]. Петля завершується у січні 2018, що пов'язане з різким падінням ціни на біткоїн. Найпопулярніша теорія полягає в тому, що продажу активів сприяли побоювання з приводу регуляторних заходів в Азії. Ринок був переповнений чутками про повну заборону валюти в Південній Кореї та заборону майнінгу в Китаї через велике споживання електроенергії. Більше того, повідомлялося, що китайські фінансові органи планували заблокувати внутрішній доступ до торгових платформ криптовалютами.

Також для валютних ринків, як і для фондових, характерні петлі на початку 2020 року, пов'язані з пандемією COVID-19. Найбільш вираженою дана петля була для криптовалюти біткоїну, за два дні його ціна впала вдвічі, що було найбільшим обвалом за історію, що було спричинено побоюваннями економічного спаду через коронавірус. Трейдери назвали рушійною силою падіння біткоїна втечу від ризикових активів. Падіння біткоїна підкреслювало нагальні питання щодо його практичності як валюти або як стабільного засобу нагромадження. Ці проблеми, а також стурбованість регулюванням віддалили основних інвесторів від цієї валюти [90].

В 2020 році біткоїн в жовтні різко зріс в ціні, у чого були передумови, в тому числі і пов'язані з пандемією. Аналітики вважають, що банківська політика, а зокрема низькі процентні ставки, була головною причиною для інвесторів вкладати свої гроші в біткоїн в період пандемії. Внаслідок необхідності пошуку альтернативних шляхів для інвестицій інвестори стали згодні прийняти певний ризик для вкладання у біткоїн. Також це було підкріплено діяльністю таких регуляторів, як Управління валютного контролю США, що влітку повідомило про дозвіл банкам зберігати криптовалюти для клієнтів, та фінансових компаній: Raupal в жовтні оголосили, що, слідом за Square, дозволять клієнтам зберігати та купувати деякі криптовалюти, зокрема біткоїн [91, 92]. Петля, пов'язана з падінням в середині 2021 року, викликана твітом Ілона Маска за 12 травня про призупинення закупівлі автомобілів за допомогою біткоїну через екологічні проблеми, пов'язані з його майнінгом [93]. В липні знову відбувся бум в ціні, пов'язаний з інформацією про те, що Amazon планує пов'язати свою діяльність з криптовалютами, а також із загальним відновленням інтересу до біткоїну в подальшому [94, 95].

Наступним кроком отримані статистичні результати посередництва були застосовані для знаходження набору спеціальних медіа-вузлів у структурі ядра. Ці вузли використовуються тільки як проміжні між петлями та ядром.

Спочатку був проаналізований кумулятивний розподіл посередництва вузлів у всій мережі для визначення ключових медіа-вузлів, загальний вигляд кривих наводиться на рис. 3.24. За допомогою аналізу кумулятивного розподілу посередництва було виявлено, що для семи індексів та п'яти валютних пар існують деякі вузли (приблизно 30% від загальної кількості), кумулятивне посередництво яких становить близько 70% від загальної кількості. Результати показали, що в мережах є деякі репрезентативні вузли, чия медіальність може значною мірою представляти здатність всієї мережі.

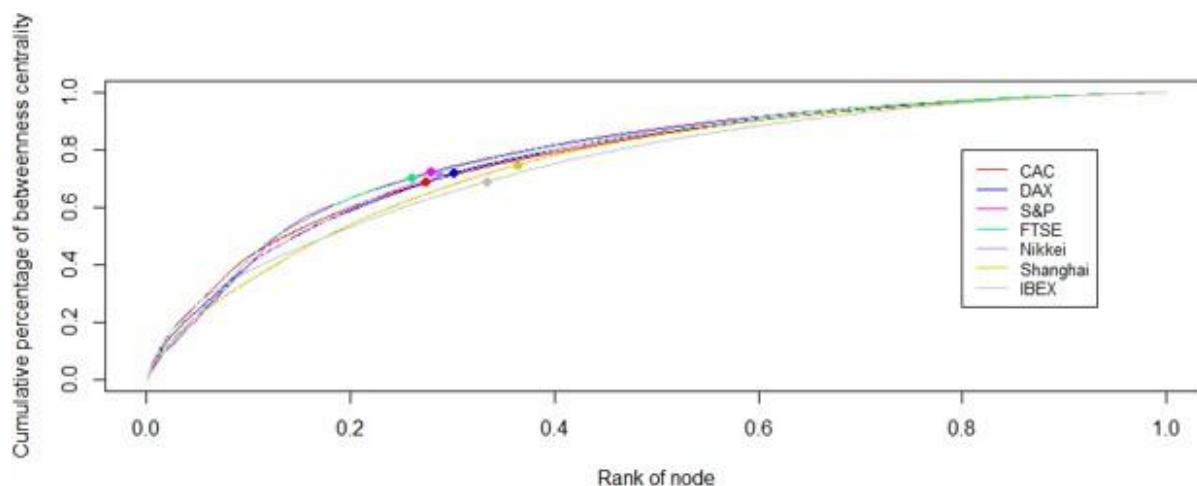


Рис. 3.24. Кумулятивний розподіл показника посередництва для семи фондових індексів за 2006-2022 роки

*Джерело:* розрахунки автора.

З рис. 3.25 видно, що серед тих вузлів, що володіють мінімальним зваженим ступенем в ядрі, є деякі, значення посередництва яких в ядрі і у всій мережі сильно відрізняються.

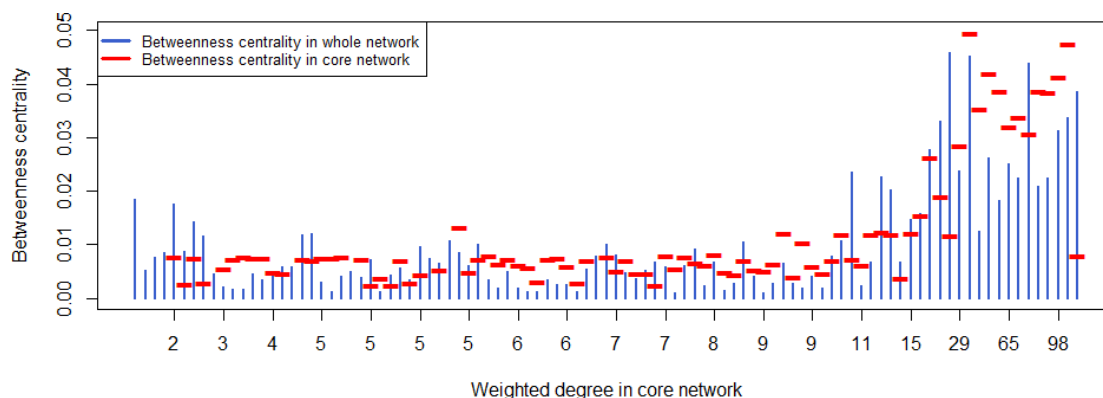


Рис. 3.25. Порівняння посередництва для деяких вузлів в ядровій структурі та у загальній для індексу CAC з мережі 2006-2022 років

*Джерело:* розрахунки автора.

Існує декілька вузлів, центральність яких рівна 0 в ядровій структурі, однак у загальній мережі ці вузли є ключовими медіа-вузлами і мають відносно високе посередництво. Ці вузли є «кінцевими точками» еволюції в структурі ядра, а також «точками початку» петель. Тому у всій мережі вони є важливими засобами для поєднання ядра і петель. На відміну від інших медіа-вузлів, ці вузли діють лише як мости між ядром і петлями.

Перелік даних вузлів для фондових індексів зазначений у табл. 1.9.

Таблиця 1.9

Особливі медіа-вузли для мереж фондових індексів

Індекс	Назви вузлів
S&P	eg5r4ee, r5r4eee
CAC	eeeg1e, eeg5g4e, eer5g4e, eg4eg5e, eg5eg5e, eg5er4e, er5er4e, g5eeg5e, r1eeee, r5r4eee
DAX	eeeg4g5, eeg5er5, eeg5r5e, eg5eeg4, eg5g4ee, er5g5ee, r4g5eee
FTSE	eeeg1e, eeg4eg5, eeg4g5e, eg5eer4, er4eg5e, er5eeg4, g5er4ee, r4r4er4e
Nikkei	eeeg4g4, eeer4g4, eg4eer5, eg5eeg4, er4g4ee, er4r4ee, er5eeg4, g4er5ee, g5eer4e, r4g4r4ee
Shanghai	eeg1eg5, eeg4g5e, eer4r5e, eer5g4e, eg4eer5, er4r1ee, er5eeg4, er5g5ee, g5eer4e, g5er4ee, r4r4r4ee, r4r5eee, r5eg4ee, r5er5ee
IBEX	eeeg5g4, eeeg5g5, eer4eg5, eer5g4e, eer5r4e, eg4eg4e, eg4g5ee, eg5g4ee, eg5r5ee, er4eeg5, er4eer5, er5er4e, er5g4ee, r4g5eee

Джерело: розрахунки автора.

З практичної точки зору шаблони волатильності, представлені цими вузлами, є важливими механізмами, які ініціюють перехід зі стандартних станів (ядра) до збурень системи (петель). Таким чином, поява цих вузлів показує, що відбудуться певні збурення на фондовому ринку; вони є потенційно небезпечними.

Таблиця 1.10

Вершини, включені або виключені з переліку медіа-вузлів в 2019-2022

Індекс	Виключені	Включені
S&P	eeg4r4e, g4r4eee	r5r4eee
CAC	eg5g5ee, g5eer4e, g5r4eee	eeeg1e, eg5er4e
DAX	—	eeg5er5, eg5eeg4
FTSE	er4g4ee	eeeg1e
Nikkei	—	er5eeg4, g5eer4e
Shanghai	er4eeg5, er4er4r4, r5eer4e	er5g5ee
IBEX	eeeg1e, eeg1ee, eeg4r5e, eer1ee, er5eeg5, g4g5er4e, g5eg5r5e, g5g5eee	eeeg5g4, eer5r4e, eg5g4ee, eg5r5ee, er4eeg5, er4eer5

Джерело: розрахунки автора.

В табл. 1.10 відображена інформація по вузлах, що виключені з переліку медіа-вузлів (з причини того, що вони або вийшли зі складу ядра, або в 2019-2022 роках з'явилися зв'язки, що підвищили його центральність з нульової), та тих, що до нього увійшли (нові шаблони, що вперше зустрілися в мережі саме в кризові роки COVID-19 та мають нульову центральність у ядрі). Тут, як і у попередніх дослідженнях, видно тенденцію до появи нових шаблонів з порівняно тривалою волатильністю, а також шаблони із залученням стану «g1», що сигналізує про відносно великий денний ціновий стрибок.

Хронологічно «входження» у ці вузли для кожної з мереж семи фондових індексів можна співставити на одному графіку з найдовшими петлями, зображеному для кожного ринку на рис. 3.26-3.34.

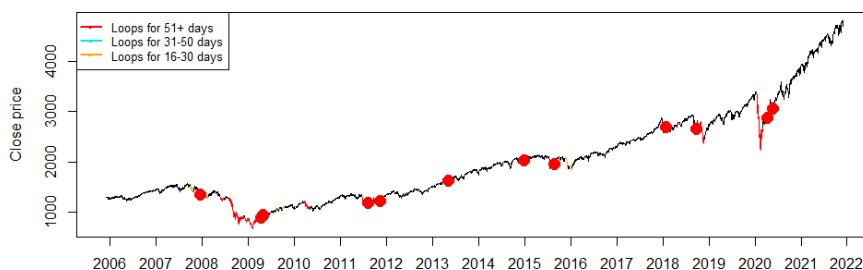


Рис. 3.26. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для індексу S&P  
Джерело: розрахунки автора.

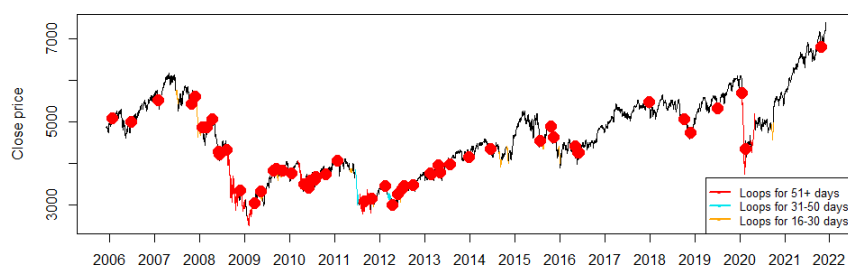


Рис. 3.27. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для індексу SAS  
Джерело: розрахунки автора.

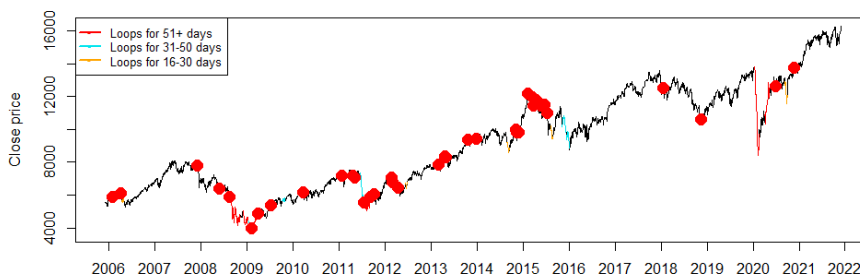


Рис. 3.28. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для індексу DAX  
Джерело: розрахунки автора.

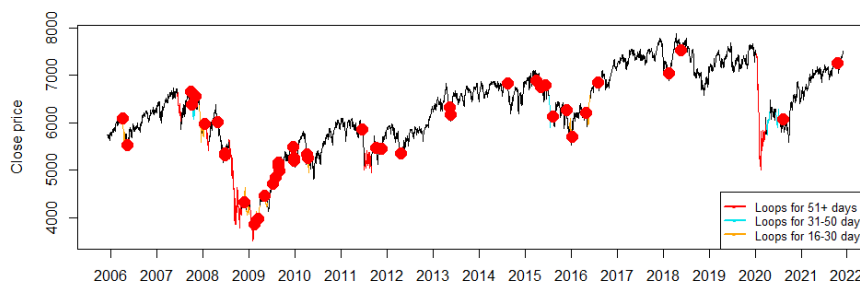


Рис. 3.29. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для індексу FTSE

*Джерело:* розрахунки автора.

Як видно з графіків, існує тенденція до частішого «входження» в ці стани саме в періоди, близькі до виходів у найдовші петлі для кожного з індексів та повернення до ядрового стану, проте не у всіх мережах вони певною мірою ідентифікували кризу пандемії. Якщо говорити конкретно про неї, то частіше ідентифікується вихід із петлі, ніж вхід, тобто це вузли, що містять у собі шаблони зі зростанням ціни відповідного фондового індексу чи валютної пари, що і видно з табл. 1.10, де у більшості включених вузлів є елементи-стани, що виражають зростання денної ціни.

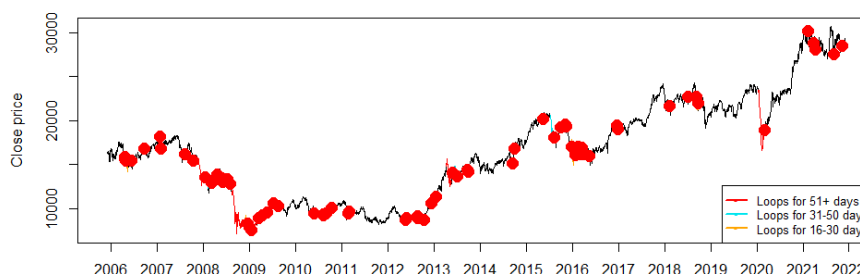


Рис. 3.30. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для індексу Nikkei

*Джерело:* розрахунки автора.

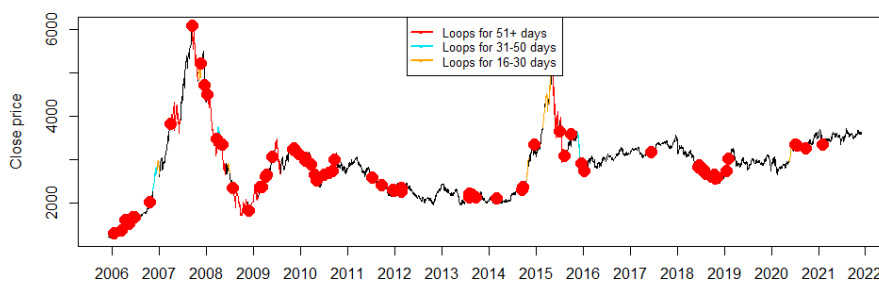


Рис. 3.31. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для індексу Shanghai Composite

*Джерело:* розрахунки автора.

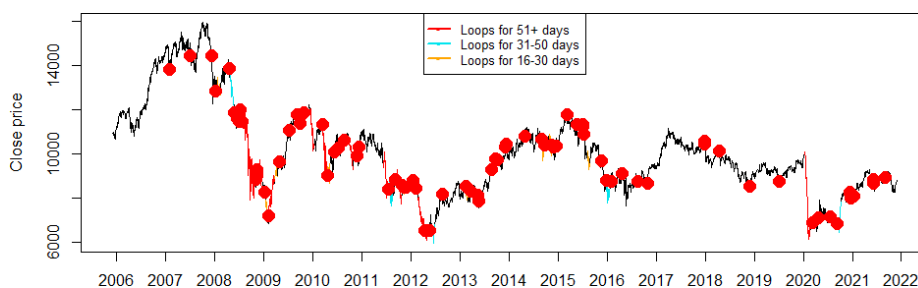


Рис. 3.32. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для індексу ІВЕХ  
Джерело: розрахунки автора.

Для валютних же ринків, окрім біткоїну, в цілому не так характерне утворення медіа-вузлів через менш розгалужену структуру самих мереж. Вони присутні лише в двох валютних парах з п'яти: для євро-долару такими вузлами стали два –  $er5eee$  та  $g5eeee$ , для біткоїну-долару таких вузлів – 60, наприклад:  $eee1g5$ ,  $eee4g5$ ,  $eeeR1R2$ ,  $eeg1r5g5$ ,  $eeG2ee$ ,  $eeg4eg1$ ,  $eeg5g5e$ ,  $eeg5r1r5$ ,  $eer1g5e$ .

Входження у такі вузли відображені на рис. 3.33-3.34:

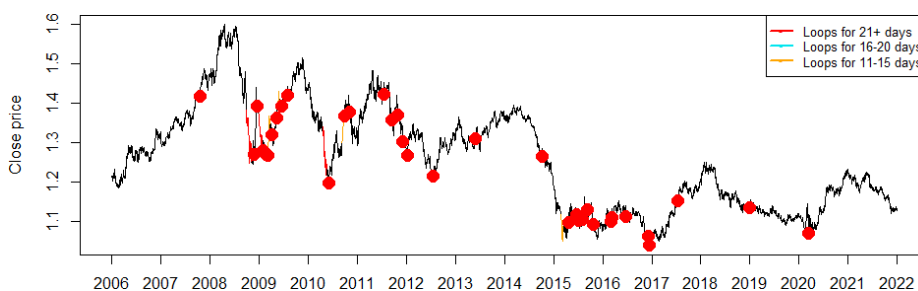


Рис. 3.33. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для валютної пари EUR-USD

Джерело: розрахунки автора.

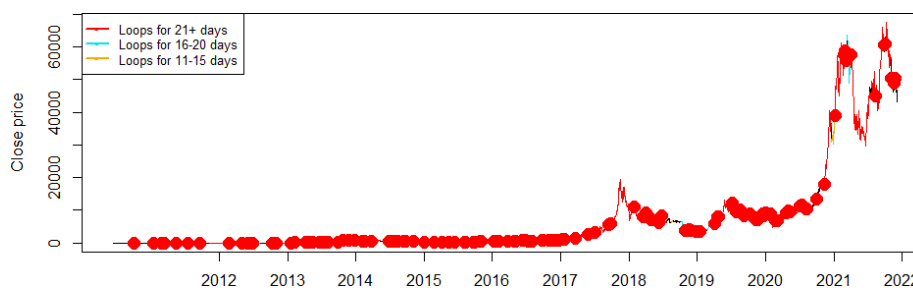


Рис. 3.34. Періоди найдовших петель та особливі медіа-вузли для валютної пари BTC-USD

Джерело: розрахунки автора.

### **3.2. Моделювання кореляційних зв'язків між фондовими та валютними ринками різних країн**

Для дослідження були обрані наступні індекси, виходячи зі списку Investing [62] з урахуванням максимальної наявності даних на розглянутому проміжку з 2006 по 2022. Ринок кожної країни представлений лише одним індексом: S&P/ASX 200 - AXJO, BEL 20 - BFX, Bovespa - BVSP, FTSE 100 - UK100, DAX - DE30, Nifty 50 - NSEI, IBEX 35 - ES35, FTSE MIB - IT40, S&P/TSX Composite - GSPTSE, Shanghai Composite - SSEC, KOSPI - KS11, S&P/BMV IPC - MXX, AEX - AEX, ММВБ – Индекс Мосбиржи - IMOEX, S&P 500 - US500, BIST 100 - XU100, CAC 40 - FCHI, SMI - SWI20, OMX Stockholm 30 - OMXS30, Nikkei 225 - JP225.

Серед валют було вирішено обрати 30 серед найбільш торгуємих, за вирахуванням швейцарського франку, оскільки він був взятий за базову валюту:

- Європа: Євро – EUR, Фунт Стерлінг – GBP, Шведська Крона – SEK, Норвезька Крона – NOK, Російський Рубль – RUB, Турецька Ліра – TRY, Данська Крона – DKK, Злотий – PLN, Форінт – HUF, Чеська Крона – CZK.
- Америка: Долар США – USD, Канадський Долар – CAD, Мексиканський Песо – MXN, Бразильський Реал – BRL, Чилійський Песо – CLP.
- Азія: Єна – JPY, Юань Ренмінбі – CNY, Долар Гонконгу - HKD, Новозеландський Долар – NZD, Австралійський Долар – AUD, Вона – KRW, Сингапурський Долар – SGD, Індійська Рупія – INR, ОАЕ Діхрам – AED, Тайванський Долар – TWD, Бат – THB, Рупія – IDR, Ізраїльський Шекель – ILS, Філіпінський Песо – PHP.
- Африка: Південноафриканський Ренд – ZAR.

Моделі розглядаються за 2016-2019 та 2019-2022 роки, проте в деяких частинах підрозділу висвітлюється також і питання криз в цілому в контексті порівняння з кризою 2008 року, де використовується проміжок 2008-2010 років для побудови аналогічних мереж.

Побудовані MST мережі за фондовими індексами зображені на рис. 3.35-3.36.



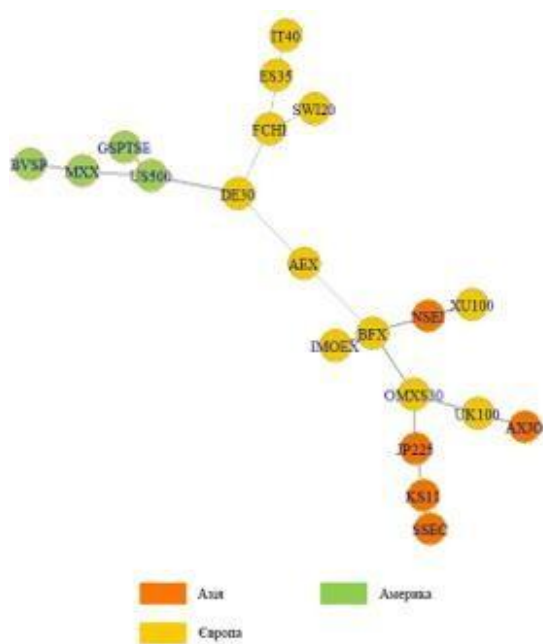


Рис. 3.35. Результати MST мережі фондових індексів для 2016-2019 років  
*Джерело:* розрахунки автора.

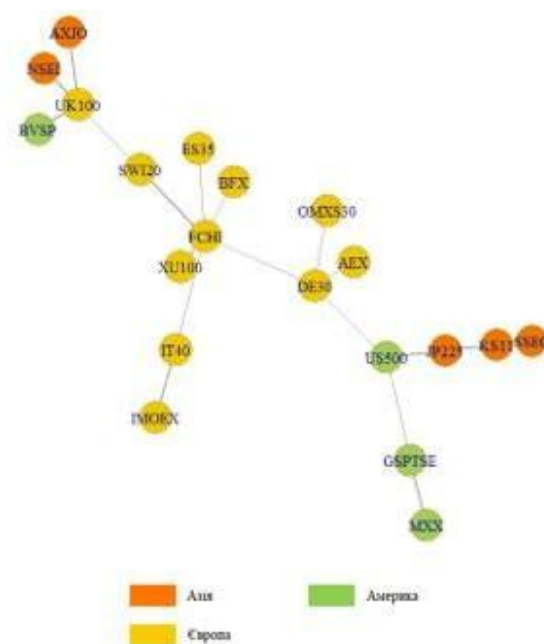


Рис. 3.36. Результати MST мережі фондових індексів для 2019-2022 років  
*Джерело:* розрахунки автора.

Утворені мережі центруються навколо Європи, що є логічним, зважаючи на те, що європейських індексів – більшість. Мексика, Канада та США тримаються в одному кластері, Японія тримається кластеру азійських країн. Цікаво, що у ковідний період мережа перегрупувалася та трохи змінила вигляд у порівнянні з 2016-2019 роками: більш помітним важливим вузлом європейського регіону став французький ринок, також зменшилась кількість вузлів, що поєднують різні регіони – їх лишилося тільки два (британський та американський). До британського прив'язані індійський та австралійський ринки, всі інші азійські – до американського.

MST мережі для валютного ринку відображені на рис. 3.37-3.38:



Рис. 3.37. Результати MST мережі валютних пар для 2016-2019 років  
Джерело: розрахунки автора.



Рис. 3.38. Результати MST мережі валютних пар для 2019-2022 років  
Джерело: розрахунки автора.

У випадку ж з валютними ринками мережі навпаки центруються навколо азійських валют, аналогічно за принципом переважної більшості. В цілому ж мережа більш розрізнена відносно регіонів і не так помітно за ними ділиться, на відміну від фондових. У часи пандемії зв'язки в мережі стали більш різноманітними та розгалуженими для обох типів ринків.

В цілому можна говорити про менш впорядковану структуру у валютних мережах на протипагу фондовим, де, особливо у період пандемії COVID-19, прослідковується групування за географічними регіонами.

Після побудови динамічних мереж згідно із зазначеною методологією були підраховані значення описаних показників, на рис. 3.39-3.40 нижче зображена їх динаміка.

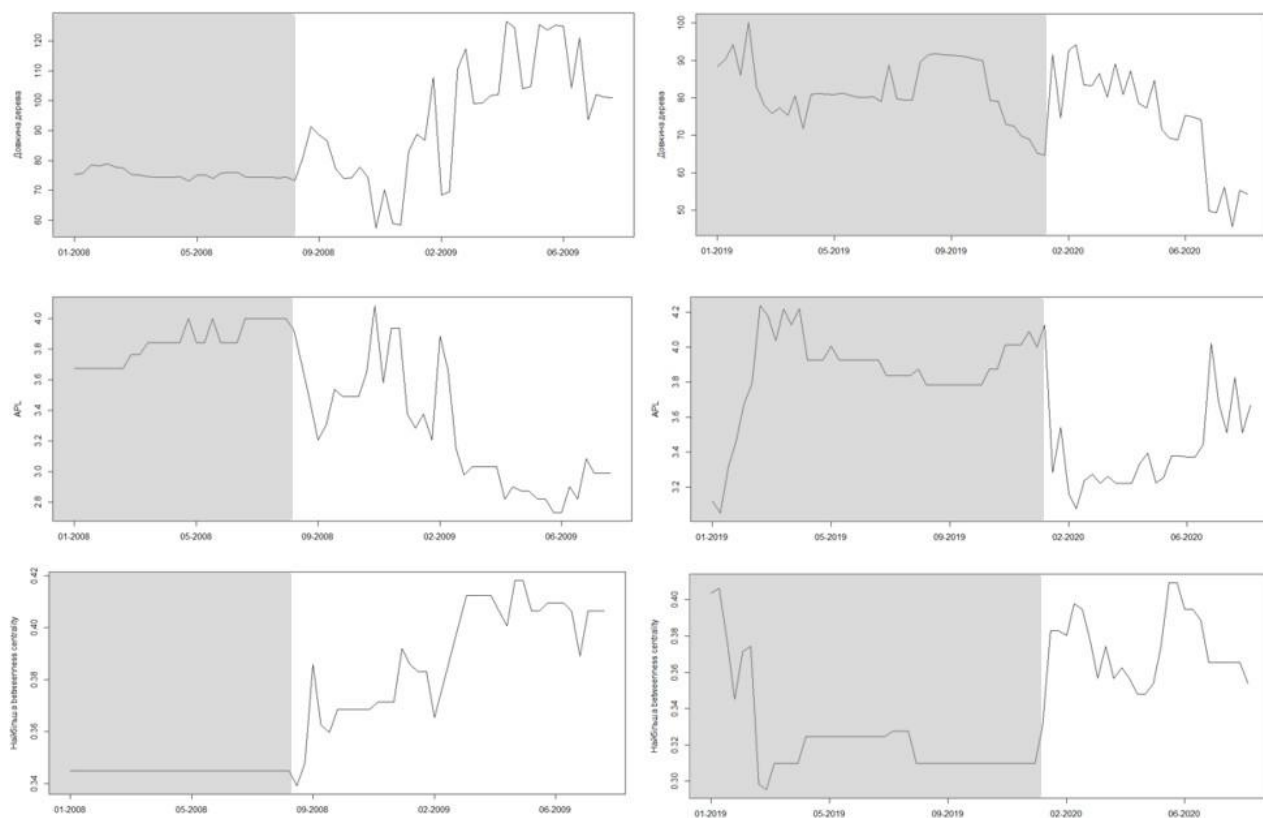


Рис. 3.39. Динаміка показників у 2008-2010 та 2019-2021 роки для фондових індексів: а) нормалізована довжина дерева б) середня довжина шляху в) найбільше значення центральності в мережі

*Джерело:* розрахунки автора.

Одразу під час кризи спостерігається падіння показника середньої довжини шляху, а також зростання центральності, що в комплексі говорить про розгалуження структури мережі у кризові періоди в цілому, не тільки в часи пандемії COVID-19, але і під час неї в тому числі. До кризи спостерігається більш спокійна динаміка показників.

Для валютних пар характерна аналогічна динаміка показників, хоча вони, на відміну від фондових індексів, не настільки чутливі до криз, про що свідчать несуттєві відмінності у значеннях показників стосовно інших періодів, зокрема передкризових. В роботі були й інші дані, що також підтверджували дану позицію про менші зміни характеру волатильності в кризові періоди на валютних ринках порівняно з фондовими, що є помітно більш чутливими за зміною структури та показників мереж.

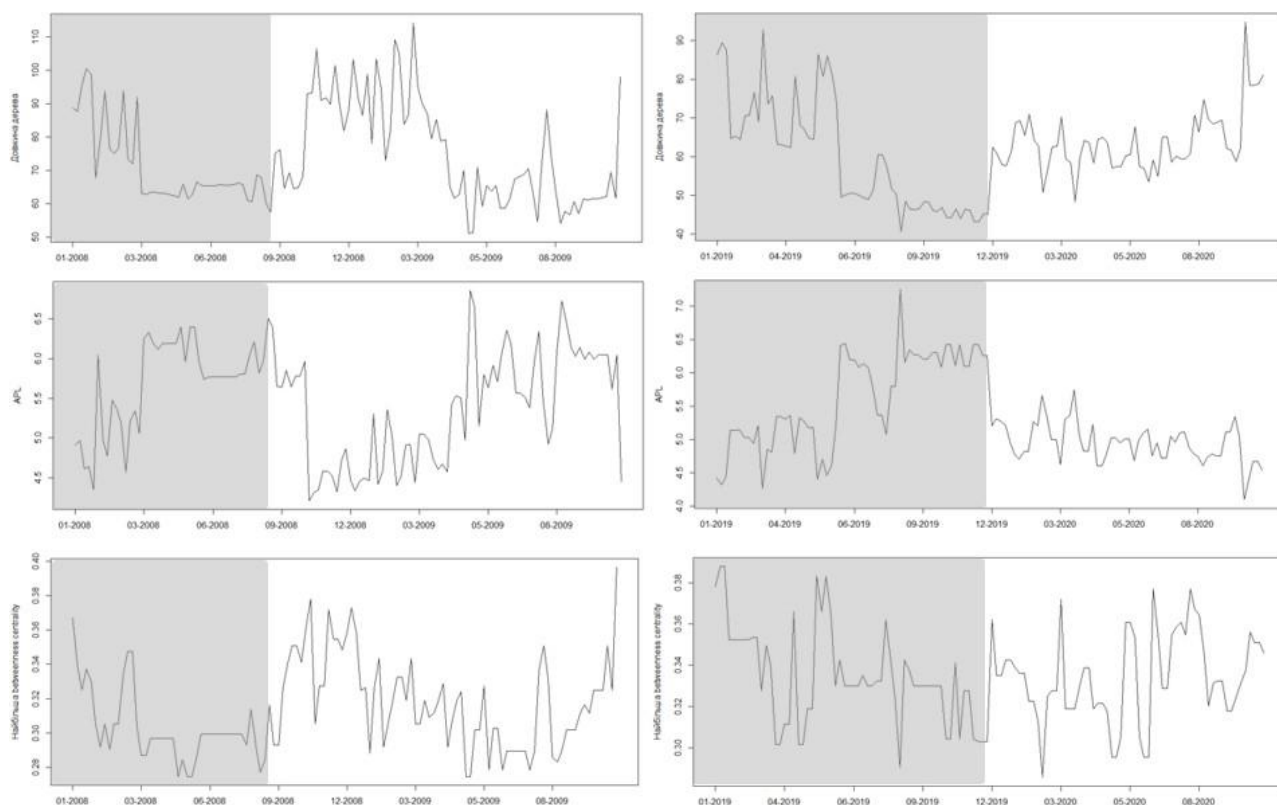


Рис. 3.40. Динаміка показників у 2008-2010 та 2019-2021 роки для валютних пар:  
а) нормалізована довжина дерева б) середня довжина шляху в) найбільше значення центральності в мережі

Джерело: розрахунки автора.

У зваженій мережі кожен вузол  $i$  володіє своїм ступенем  $d_i$  і вагою  $w_i$ . Для складної мережі можна використовувати вагу і ступінь вузла для вимірювання

його впливу. Показники  $DW = \frac{w_i}{\sum w_i}$  та  $D = \frac{d_i}{3n-6}$  були підраховані, у табл. 1.11

відображені результати  $DW$  для ТОП-10 фондових індексів, що мають найбільші  $DW$  та  $D$  серед усіх індексів:

Таблиця 1.11

Рейтинг вузлів у мережі MST для фондових індексів у різні часові періоди

2008-2010			2016-2019			2019-2022		
Індекс	DW	D	Індекс	DW	D	Індекс	DW	D
FCHI	12,439	11,111	BFX	10,923	7,407	FCHI	13,434	11,111
UK100	12,092	7,407	US500	8,261	5,556	UK100	12,398	7,407
US500	10,241	7,407	OMXS30	8,064	5,556	DE30	7,623	7,407

## Продовження табл. 1.11

2008-2010			2016-2019			2019-2022		
Індекс	DW	D	Індекс	DW	D	Індекс	DW	D
DE30	6,964	5,556	MXX	6,471	3,704	US500	7,487	5,556
BVSP	6,730	3,704	NSEI	6,344	3,704	KS11	6,495	3,704
JP225	6,578	3,704	DE30	6,231	5,556	JP225	5,689	3,704
OMXS30	5,210	3,704	KS11	5,911	3,704	GSPTSE	5,599	3,704
MXX	5,004	3,704	FCHI	5,905	5,556	SWI20	5,544	3,704
AEX	4,679	3,704	UK100	5,764	3,704	IT40	4,915	3,704
SSEC	4,110	1,852	JP225	5,539	3,704	SSEC	3,679	1,852

*Джерело:* розрахунки автора.

Для кожного часового проміжку дані проранжовані окремо. Як видно, у табл. 1.11 ключовими в мережах є американський, французький, британський, німецький індекси. Видно, що американський ринок є основним у всі періоди. Структура в передкризові роки досить суттєво відрізняється по ключовим індексам, оскільки індекси для 2008-2010 та 2019-2021 років досить схожі, тоді ж як у період передкризи (2016-2018) «рейтинг» вузлів виглядає значно інакше.

Таблиця 1.12

## Рейтинг вузлів у мережі MST для валютних пар у різні часові періоди

2008-2010			2016-2019			2019-2022		
Валюта	DW	D	Валюта	DW	D	Валюта	DW	D
NZD	7,416	4,762	ZAR	7,771	4,762	SGD	10,334	7,143
CAD	5,732	3,571	SGD	7,113	4,762	AED	7,806	5,952
THB	5,402	3,571	AED	5,676	4,762	HKD	7,009	4,762
PLN	5,053	3,571	CAD	5,525	3,571	USD	5,467	3,571
EUR	4,917	3,571	AUD	5,506	3,571	EUR	4,947	3,571
HKD	4,612	3,571	CZK	5,206	3,571	ZAR	3,658	2,381
CNY	4,575	3,571	EUR	4,982	3,571	MXN	3,587	2,381
TWD	3,966	3,571	THB	4,879	3,571	ILS	3,587	2,381
PHP	3,860	2,381	USD	4,249	3,571	NOK	3,579	2,381
CZK	3,788	2,381	MXN	3,860	2,381	NZD	3,539	2,381

*Джерело:* розрахунки автора.

В табл. 1.12 можна побачити, що з часів 2008-2010 років структура істотно змінилася, тому має сенс розглядати лише порівняння доковідного періоду та періоду пандемії. Зокрема, не дивлячись на переважність азійських валют у вибірці для дослідження і моделювання за допомогою мереж, яскраво видно різке укріплення позицій євро і долара саме в період кризи, що говорить про суттєве посилення їх ролі і в мережі, і на ринках в цілому.

Почергове видалення вузлів з мережі показує такі результати, відповідні значення важливості вузлів  $I_k$  для ТОП-10 з найбільшими значеннями показника винесені в табл. 1.13:

Для валютних пар ключовими можна назвати сінгапурський долар, дірхам як азійські валюти та долар США, євро – як ключові світові.

Таблиця 1.13

Значення показника  $I_k$  для валютних пар у різні часові періоди

Індекс	2016-2018	2019-2021
SGD	0,0034	0,0081
AED	0,0020	0,0048
HKD	0,0007	0,0040
USD	0,0011	0,0024
EUR	0,0016	0,0023
AUD	0,0020	0,0014
CAD	0,0023	0,0013
ZAR	0,0042	0,0012
CNY	0,0002	0,0012
ILS	0,0002	0,0011

*Джерело:* розрахунки автора.

Враховуючи специфіку даної мережі, а також попередніх даних про ключові вузли в мережах, для подальшого виключення був обраний сінгапурський долар. Він є ключовим вузлом в мережі, особливо кризовій, що тісно корелює як з іншими азійськими валютами, так і з євро. Тісний зв'язок з євро, якого не було до 2019 року, що видно на рис. 3.36, пов'язаний з підписанням Угоди про вільну торгівлю Сінгапуру з ЄС.

Мережі після видалення даної ключової валюти зображені на рис. 3.41-3.42. Це дозволяє оцінити зміни в структурі мережі та безпосередній вплив конкретного вузла на них.

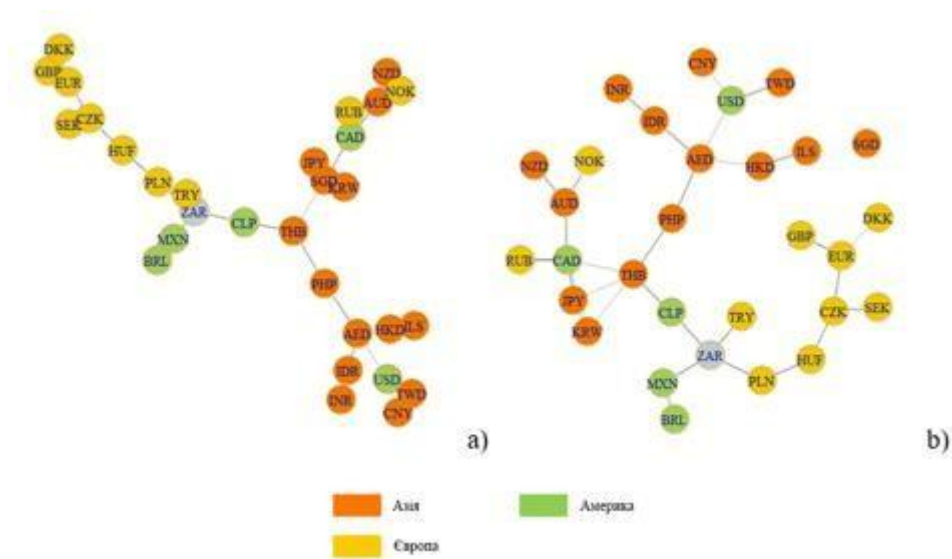


Рис. 3.41. Мережі MST для валютних пар 2016-2019 років до та після видалення сінгапурського долара

*Джерело:* розрахунки автора.

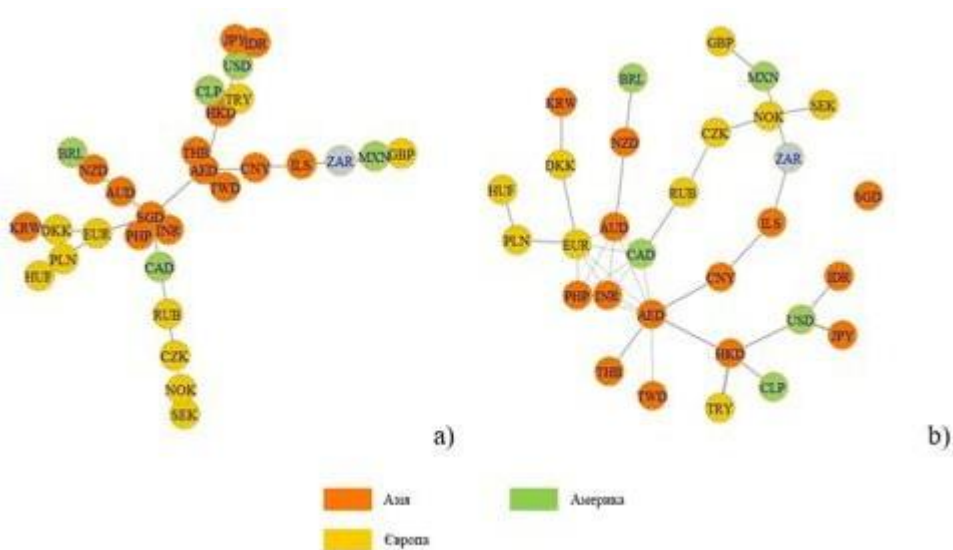


Рис. 3.42. Мережі MST для валютних пар 2019-2022 років до та після видалення сінгапурського долара

*Джерело:* розрахунки автора.

Дані про фондові індекси та вплив вузлів на мережу занесені у табл. 1.14, зокрема ТОП-10 найважливіших з них:

Значення показника  $I_k$  для фондових індексів у різні часові періоди

Індекс	2008-2010	2016-2018	2019-2021
UK100	0,00550	0,00229	0,00665
FCHI	0,00506	0,00192	0,00728
US500	0,00369	0,00450	0,00255
JP225	0,00207	0,00234	0,00169
DE30	0,00205	0,00250	0,00239
BVSP	0,00187	0,00103	0,00084
OMXS30	0,00135	0,00460	0,00027
MXX	0,00116	0,00319	0,00067
SSEC	0,00098	0,00090	0,00089
NSEI	0,00097	0,00321	0,00127

Джерело: розрахунки автора.

Результати підтверджують гіпотезу про те, що американський фондовий індекс S&P500 є ключовим вузлом в мережі, тому мережі після видалення зображені на рис. 3.43-3.44.

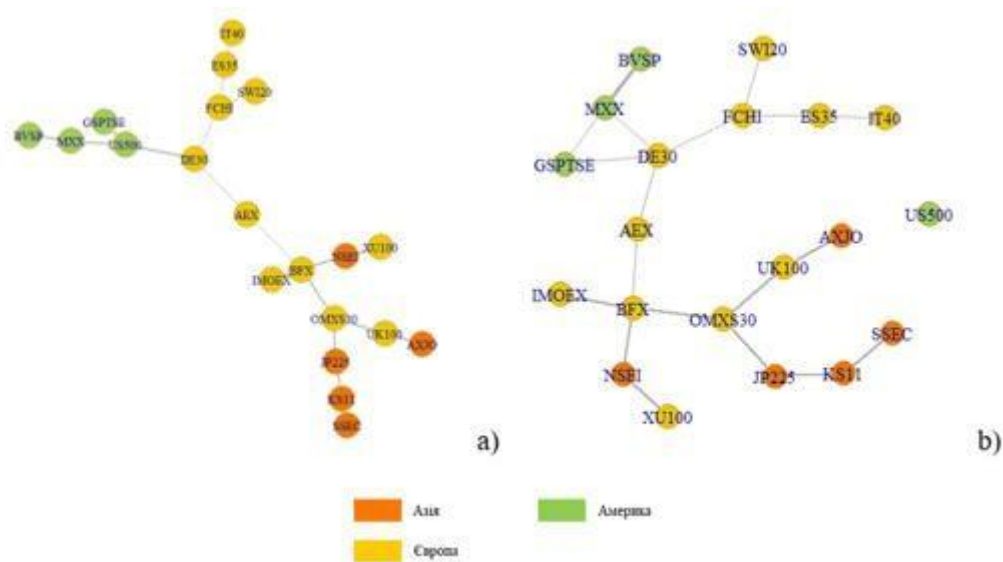


Рис. 3.43. Мережі MST для фондових індексів 2016-2019 років до та після видалення S&P500

Джерело: розрахунки автора.



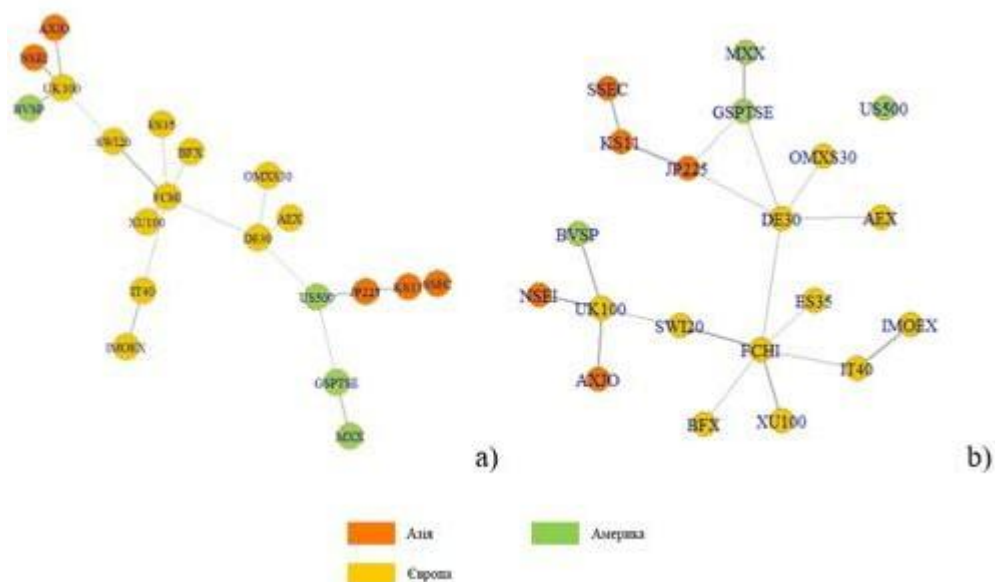


Рис. 3.44. Мережі MST для фондових індексів 2019-2021 років до та після видалення S&P500

*Джерело:* розрахунки автора.

На графіках видно, що канадський та мексиканський індекси створюють трикутноподібний зв'язок. Це перегрупування пов'язано з втручанням у структуру тієї частини мережі, що відповідала за північноамериканський регіон, тому з виключенням з розгляду ринку США ринки, що тісно були з ним пов'язані, скупчуються між собою. Можна говорити, що саме в цій точці і є поєднання трьох регіонів – північноамериканського, азійського та європейського, а ринок США в оригінальній структурі мережі являв собою вузол-посередник між ними.

В доковідний період мережа мала більш розгалужену структуру, не так яскраво виражені «ключові вузли», тоді ж як у період кризи яскраво виділено центрування навколо німецького, британського та французького ринків. Також цікаво, що до пандемії азійські ринки були більш пов'язані з європейськими, тоді ж як під час 2019-2021 років вони від'єдналися у окремий кластер, поєднуючись з рештою мережі через ринок США.

## ВИСНОВКИ

Дані, що виникають у таких складних системах, як фінансові ринки, характеризуються великим спектром різноманітних характеристик, моделювання та прогнозування яких стає предметом інтересу багатьох практиків. Необхідність аналізувати велику кількість даних призвела до виникнення спеціальних методів, налаштованих на роботу з big data. За допомогою одного з таких методів, а саме – за допомогою теорії складних мереж, і було змодельовано еволюцію шаблонів волатильності фондових індексів та валютних пар у цій роботі.

База даних для першої частини дослідження складалася з семи фондових індексів (S&P, FTSE, DAX, CAC, Nikkei, Shanghai Composite, IBEX) та п'яти валютних пар (євро-долар, юань-єна, фунт стерлінгів-євро, рубль-юань, біткоїн-долар).

Для дослідження використовувалися мережі, топологія яких характеризується наступними показниками: середній зважений ступінь, щільність мережі, середня довжина шляху, середній коефіцієнт кластеризації, посередництва, домінування центрального вузла. Самі мережі будувалися за даними цін закриття, відкриття, високими та низькими.

Мережі, що утворилися, мали схожу структуру для обох типів ринків та різних періодів – «пелюсткову», що, у свою чергу, ділиться на центральну частину («ядро») та зовнішню («петлі»). Ядро складається з вузлів, які мають більший зважений ступінь в мережі, а інші вузли складають петлі. Крім того, всі петлі починаються від центральної частини і нею ж і закінчуються. Виникнення такої структури відображає той факт, що, здебільшого, фондовий та валютний ринки розвиваються навколо якогось значного стану волатильності, однак іноді трапляються аномалії, коли стани волатильності відхиляються від ядра. При порівнянні мереж за 2016-2019 та 2019-2022 роки можна говорити про помітно більшу кількість петель та більш розгалужену структуру мережі в цілому.

Вузли, що з'явилися у останні роки після початку пандемії, відображають інформацію про активніші шаблони волатильності, що включає більші числові

значення або довшу протяжність протягом спостережуваного п'ятиденного вікна волатильності.

Для фондових ринків було виявлено вузли, що за останні роки включилися до переліку ключових у мережах, що говорить про те, що вони почали відображати суттєву частку інформації про волатильність.

Технічні інструменти моделювання супроводжувалися фундаментальним аналізом, в якому якісна інформація використовується в поєднанні з макроекономічною інформацією. Такий підхід допоміг з'ясувати причини виявлених на ринках найбільших збурень, тобто виходів у середні та довгі за протяжністю петлі. Найдовші з них припадали на кризовий період осені 2008 року, приводом до обвалу ринків у вересні стало банкрутство інвестиційного банку Lehman Brothers, та період кризи, пов'язаної з COVID-19. Якщо говорити про загальну тенденцію, то більшість довгих збурень відбувалися саме на спадах, що легко пояснюється психологічним фактором впливу, зокрема - панікою трейдерів. Унікальні результати за всіма показниками показав біткоїн, що наголошує на специфічності ринків криптовалют та їх підвищеній волатильності.

У процесі дослідження були виділені особливі медіа-шаблони, що виникають лише в разі збурень на ринках. Такі вузли мають у структурі мережі високий рівень посередництва, тоді як у ядровій структурі окремо їх рівень посередництва нульовий. Це дає змогу вважати їх силою, яка запускає виходи із ядра у петлі, і можуть говорити про настання збурень на відповідному ринку. Біткоїн серед всіх розглянутих мереж показує найбільшу кількість петель в цілому, що пояснюється його високим рівнем волатильності, а також у його випадку було виявлено найбільшу кількість особливих медіа-шаблонів.

При включенні до мереж спостережень з моменту початку кризи COVID-19 були виділені найважливіші вузли з точки зору кризових періодів серед проаналізованих раніше. Вони вперше з'явилися саме у ці роки і виступили при цьому вузлами, з яких відбувався вихід у петлю або повернення до ядрового стану.

З порівняння топології еволюційних мереж та виявлених особливостей фондових та валютних ринків можна зробити висновок, що фондові ринки характеризуються більшою різноманітністю шаблонів волатильності, ніж валютні, зокрема і у кризові періоди в тому числі, проте криптовалюти є унікальними за цим показником.

Для другого етапу роботи використовувалися складні мережі для аналізу кореляції волатильності фондових індексів на світовому ринку. Використовувалися 20 індексів та 30 валютних пар з курсом до швейцарського франка як до відносно стабільної валюти, що відповідає кількості представлених країн.

З отриманих мереж видно, що країни в цілому кластеризуються за ширшими регіонами, такими як Європа, Азія, Південна та Північна Америка. Це пов'язано з близькістю ринків та тісними зв'язками між економіками сусідніх країн в межах регіону, зокрема порівнюючи із зв'язком з ринками інших. Для валютних ринків не так характерна кластеризація, як для фондових, проте можна говорити про ключові вузли євро і долар, що є важливими світовими валютами, навіть незважаючи на переважну більшість азійських валют у вибірці.

Під час кризових періодів, зокрема COVID-19, спостерігається падіння показника середньої довжини шляху, а також зростання центральності, що в комплексі говорить про розгалуження структури мережі, тоді як до криз спостерігається більш спокійна динаміка показників.

Були визначені основні індекси, а саме американський, французький, британський, німецький індекси, та основні валюти, а саме долар, євро і сінгапурський долар, дірхам, які мають великий вплив на коливання інших.

Моделювання фінансових ринків за допомогою складних мереж є перспективним методом досліджень і може стати потужним інструментом для виявлення шаблонів на ринку, зокрема ідентифікації специфічних шаблонів у періоди криз.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Назаренко Л. В. Визначення сутності поняття "фондовий ринок" *Проблеми і перспективи розвитку банківської системи України*. 2014. № 40, 2014. С. 211-217. URL: <https://bit.ly/3PhbFIE>.
2. Шелудько В.М. Фінансовий ринок: навч. Посібник. За ред. В.М. Шелудько. Київ, 2002. 535 с.
3. Дема Д.І. Фінансовий ринок : навч. посібник За ред. Д.І. Дема, І.В. Абрамова, Л.В. Недільська. Житомир, 2017. 448 с.
4. Мельников Є.А. Біржові індекси як основні індикатори стану фондового ринку / *Актуальні проблеми економіки та управління*. 2016. № 10. 6 с. URL: <https://bit.ly/39fM3eO>.
5. Зоркальцев В.І., Шерстянкіна Н.П. Классификация методов расчета фондовых индексов. *Известия БГУ*. 2009. №6. С. 19-26. URL: <https://bit.ly/3w7cA6K>.
6. Базилевич В.Д., Гражевська Н.І., Ігнатюк А.І., Камінський А.Б. та ін. Фондовий ринок: підручник: у 2 кн. За ред. В.Д. Базилевича; Київ. 2015. 621 с.
7. Про цінні папери та фондовий ринок: Закон України від 23.02.2006 № 3480-IV. URL: <https://bit.ly/3ууНКрj>.
8. Михайленко М.Н. Финансовые рынки и институты: учебник для бакалавров / За ред. А.Н. Жилкиной. Москва. 2014. 303 с.
9. Офіційний сайт Nikkei. URL: <https://indexes.nikkei.co.jp/en/nkave>.
10. Офіційний сайт FTSE. URL: <https://www.ftse.com/products/indices/uk>.
11. Офіційний сайт S&P. URL: <https://us.spindices.com/indices/equity/sp-500>.
12. Офіційний сайт DAX. URL: <https://www.dax-indices.com>.
13. Офіційний сайт CAC. URL: <https://www.euronext.com/en/indices>.
14. Офіційний сайт Shanghai Composite Index. URL: <http://www.csindex.com.cn/en/indices>.
15. Офіційний сайт IBEX. URL: <http://www.bolsamadrid.es/ing/asp/Portada/Portada.aspx>.

16. Кругман П.Р., Обстфельд М. Международная экономика. Теория и политика. Пер. з англ. Вид. 5. 2003. 832 с.
17. Князева Є.Г., Мокеева Н.Н. Международный валютный рынок и валютный дилинг: учеб. пособие / За ред. Є.Г. Князевої, Н.Н. Мокеевої. Екатеринбург. 2014. 120 с.
18. Гордашникова Є.А. Валютные системы: валютные рынки и валютные операции : практическое руководство. Гомель, 2016. 42 с. URL: <https://bit.ly/3MpI26h>.
19. Красавіна Л.Н. Валютные рынки и валютные операции. Москва. 2016. 576 с.
20. Щеголева Н.Г. Валютный рынок и валютные операции. Москва. 2005. 157 с.
21. Бодрова Н.Е. Аналіз основних валютних пар міжнародного ринку Forex. *Вісник Хмельницького національного університету*. 2011. № 5. С. 229–234. URL: <https://bit.ly/3ssBIYP>.
22. Яровий В.В. Биржевой рынок «юань/рубль»: настоящее и перспективы. *Деньги и кредит*. 2013. №5. С. 43-45.
23. Сословський В.Г., Косовський І.О. Ринок криптовалют як система. *Financial and credit activity: problems of theory and practice*. 2016. С. 236 -246. URL: <https://bit.ly/3NbQw0M>.
24. Shuyue Yi, Zishuang Xu, Gang-Jin Wang, Volatility connectedness in the cryptocurrency market: Is Bitcoin a dominant cryptocurrency? *International Review of Financial Analysis*. 2018. №60. С. 98-114. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.08.012.
25. Bohte R., Rossini L. Comparing the Forecasting of Cryptocurrencies by Bayesian Time-Varying Volatility Models. *Journal of Risk and Financial Management*. 2019. №12. 18 с. URL: <https://bit.ly/3yDDQM9>.
26. Офіційний сайт CoinMarketCap. URL: <http://www.coinmarketcap.com>.
27. Corbet S., Lucey B.M., Urquhart A., Yarovaya L. Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*. 2018. №62. С. 182-199. DOI: 10.1016/j.irfa.2018.09.003.

28. Kissell R. Intraday Volatility Models: Methods to Improve Real-Time Forecasts. *The Journal of Trading*. 2012. №4(7). P. 27–34. DOI: 10.3905/jot.2012.7.4.027.
29. Degiannakis, S., Floros, C. Methods of Volatility Estimation and Forecasting. In *Modelling and Forecasting High Frequency Financial Data*. Palgrave Macmillan UK. 2015. P. 58-109. DOI: [https://doi.org/10.1057/9781137396495\\_3](https://doi.org/10.1057/9781137396495_3).
30. Головач Ю., Дудка М. Статистична фізика складних систем у світі та у Львові. *Журнал фізичних досліджень*. 2018. №2(22). С. 1-21. URL: <https://bit.ly/3NbZFWU>.
31. Saleh M., Esa Y., Mohamed A. Applications of Complex Network Analysis in Electric Power Systems. *Energies*. 2018. № 6(11). P. 1381. DOI: 10.3390/en11061381.
32. Roy U., Grewal R.K., Roy S. Complex Networks and Systems Biology. *Systems and Synthetic Biology*, Springer Netherlands. 2014. P. 129–150. DOI: 10.1007/978-94-017-9514-2\_7.
33. Maluck J., Glanemann N., Donner R.V., Bilateral Trade Agreements and the Interconnectedness of Global Trade. *Frontiers in Physics*. 2018. №6. P. 1-13. DOI: 10.3389/fphy.2018.00134.
34. Gao X., An H., Fang W., Huang X., Li H., Zhong W. Characteristics of the transmission of autoregressive sub-patterns in financial time series. *Scientific Reports*. 2014. №1(4). P. 1-9. DOI: 10.1038/srep06290.
35. Liu ZH, Xu JH, Li WH. Complex network analysis of climate change in the Tarim River Basin, Northwest China. *Sciences in Cold and Arid Regions*. 2017. №9(5). P. 476–487. URL: <https://bit.ly/3wmJ3oE>.
36. Bai Y., Li Y., Wang X., Xie J., Li C. Air pollutants concentrations forecasting using back propagation neural network based on wavelet decomposition with meteorological conditions. *Atmospheric Pollution Research*. 2016. № 3(7). P. 557 – 566. DOI: 10.1016/j.apr.2016.01.004.
37. Crossley N. Small-World Networks, Complex Systems and Sociology. *Sociology*. 2008. №2(42). P. 261–277. DOI: 10.1177/0038038507087353.

38. Euler L. Solutio problematis ad geometriam situs pertinentis, *Commentarii academiae scientiarum Petropolitanae*. 1741. № 8. P. 128-140. URL: <https://bit.ly/3FGXTup>.
39. Flory P.J. Molecular size distribution in three-dimensional polymers. I. Gelation. *Journal of the American Chemical Society*. 1941. №63. P. 3083–3090. DOI: 10.1021/ja01193a008.
40. Rapoport A. Nets with distance bias. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1951. №2(13). P. 85–91. URL: <https://bit.ly/3McuxGT>.
41. Rapoport A. Spread of information through a population with sociostructural bias: I. Assumption of transitivity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1953. №4(15). P. 523–533. URL: <https://bit.ly/3L8AmDK>.
42. Rapoport A. Contribution to the theory of random and biased nets. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1957. №19. P. 257–277. URL: <https://bit.ly/3Mc6acm>.
43. Erdős P., Rényi A. On random graphs. *Publicationes Mathematicae*. 1959. №6. P. 290–297. URL: <https://stanford.io/3MdAZ04>.
44. Erdős P., Rényi A. On the evolution of random graphs. *The Structure and Dynamics of Networks*. 1960. №5. P. 17–61. URL: <https://bit.ly/39IKY5e>.
45. Erdős P., Rényi A. On the strenght of connectedness of a random graph. *Acta Mathematica Scientia Hungary*. 1961. №12. P. 261–267. URL: <https://bit.ly/3PkaeJi>.
46. Watts D.J., Strogatz S. H. Collective dynamics of small-world networks. *Nature*. 1998. №393(6684). P. 440–442. URL: <https://stanford.io/39gvzTn>.
47. Barabási A.-L., Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*. 1997. №286. P. 509–512. URL: <https://bit.ly/37Ijkig>.
48. Girvan M., Newman M.E.J. Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the National Academy of Science USA*. 2002. №99(12). P. 7821–7826. DOI: 10.1073/pnas.122653799.
49. Liu S., Gao X. Modeling the Complex Network of Multidimensional Information Time Series to Characterize the Volatility Pattern Evolution. *IEEE Access*. 2018. №6. P. 29088–29097. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2842069.



50. Xue Jiang, Sai-Ping Li, Yong Mai, Tao Tian. Study of multinational currency co-movement and exchange rate stability base on network game. *Finance Research Letters*. 2021. DOI:10.1016/j.frl.2021.102601.

51. Huang C., Zhao X., Su R., Yang X., Yang X. Dynamic network topology and market performance: A case of the chinese stock market. *International Journal of Finance and Economics*. 2020. DOI:10.1002/ijfe.2253.

52. Zhong W., Kong R., Chen G. Gold prices fluctuation of co-movement forecast between China and Russia. *Resources Policy*. 2019. №62. P. 218-230. DOI:10.1016/j.resourpol.2019.03.012.

53. Memon, B.A., Yao, H. The impact of COVID-19 on the dynamic topology and network flow of world stock markets. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*. 2021. №7(4). DOI:10.3390/joitmc7040241.

54. Снарський А.А., Ланде Д.В. Моделирование сложных сетей: учебное пособие. Київ. 2015. 212 с.

55. Євін І.А. Введение в теорию сложных сетей. *Компьютерные исследования и моделирование*. 2010. №2(2). С. 121-141. URL: <https://bit.ly/3w6CZ4D>.

56. Christiano Silva T., Zhao L. Machine Learning in Complex Networks. *Springer International Publishing*. 2016. 331 p. DOI: 10.1007/978-3-319-17290-3\_2.

57. Donner R.V., Zou Y., Donges J.F., Marwan N., Kurths J. Recurrence networks — a novel paradigm for nonlinear time series analysis. *New Journal of Physics*. 2010. №3(12). URL: <https://bit.ly/3NaA7cR>.

58. Zwergel B., Fock J. H., Klein C. Performance of Candlestick Analysis on Intraday Futures Data. *The Journal of Derivatives*. 2005. № 1(13). P. 28–40. DOI: 10.3905/jod.2005.580514.

59. Costa L. da F., Rodrigues F.A., Travieso G., Villas Boas P.R. Characterization of complex networks: A survey of measurements. *Advances in Physics*. 2007. № 1(56). P. 167–242. URL: <https://bit.ly/3sxj0dd>.

60. Freeman L.C. A Set of Measures of Centrality Based on Betweenness. *Sociometry*. 1977. №1(40). P. 35-41. DOI: 10.2307/3033543.

61. Сохацька О., Роговська-Іщук І., Вінницький С. Фундаментальний та технічний аналіз цін товарних та фінансових ринків. Київ. 2012. 305 с.

62. Офіційний сайт котирування цін на світових біржах Investing. URL: <https://investing.com>.

63. Lehman Brothers collapse stuns global markets. *CNN*. URL: <https://cnn.it/2yHjrEV>.

64. Lehman failure sends Europe stocks down 4 percent. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2VD33Ec>.

65. U.S. and Japanese stocks rise, oil up on UAE cuts. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2LFPYoP>.

66. S&P dips as profit fears hit banks; CAT lifts Dow. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2VyBOu4>.

67. Ziran Li. The Emergence of China's 2006–2007 Stock Market Bubble, and Its Burst. *The Chinese Stock Market Volume II*. 2015. P. 61–124. URL: <https://bit.ly/315R108>.

68. Black Monday: recession fears spark global share crash. *The Guardian*. URL: <https://bit.ly/2JBQDoS>.

69. Chinese stock rebound has fingerprints of retail investors. *Financial Times*. URL: <https://on.ft.com/2VZ9Ozh>.

70. Why is China's stock market in crisis? *The Guardian*. URL: <https://bit.ly/2JAxfIL>.

71. S&P downgrades U.S. credit rating. *CNN Money*. URL: <https://cnn.it/3FGHSF1>.

72. Debt crisis sends financial markets into turmoil. *The Guardian*. URL: <https://bit.ly/2PZISv0>.

73. Stock markets plunge. *The Guardian*. URL: <https://bit.ly/2JzjQAt>.

74. Eurozone crisis: banks agree 50% reduction on Greece's debt. *The Guardian*. URL: <https://bit.ly/2HfXYbU>.

75. Asian Markets Seesaw, Bonds Rise as Coronavirus Fears Linger. *The New-York Times*. URL: <https://nyti.ms/2WDE0hW>.

76. S&P falls for seventh day, suffers biggest weekly plunge since 2008 crisis. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/3fzctXv>.

77. Chinese Markets Are Proving Resilient to Coronavirus Turmoil. *The Wall Street Journal*. URL: <https://on.wsj.com/2SRGWWS>.

78. In Japan, a Robust Yen Undermines the Markets. *The New-York Times*. URL: <https://nyti.ms/2WDrKfX>.

79. Italian "budget for change" fuels biggest bond selloff since end of May. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2Vybo2b>.

80. Dollar rallies vs euro, bailout vote awaited. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2HfF30X>.

81. Dollar soars vs euro as Trichet signals rate cut. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2JGb1Vw>.

82. Euro falls to 14-month low on Greek contagion fears. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2YnTc1M>.

83. Euro sinks, stocks fall on Greece bailout worries. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2E4gzFI>.

84. Pound hits 7-year low against the dollar. *The Guardian*. URL: <https://bit.ly/2Q2jrb9>.

85. Рубль будет падать до конца года. URL: <https://bit.ly/2VyociK>.

86. Индексы РФ растут на фоне повышения цен на нефть. URL: <https://bit.ly/2PYQP2w>.

87. Юань против доллара и рубля. URL: <https://bit.ly/2Q1ydid>.

88. Здравствуй, евро, Новый год. URL: <https://bit.ly/2LzAp1N>.

89. 5 reasons bitcoin is roaring to its highest level ever, defying Dimon's 'fraud' call. *Marketwatch*. URL: <https://on.mktw.net/35OTmEu>.

90. Bitcoin plummets as cryptocurrencies suffer in market turmoil. *Reuters*. URL: <https://reut.rs/2WACvks>.

91. Bitcoin and Cryptocurrency's 2020 Turnaround. *Investopedia*. URL: <https://bit.ly/3l3qj8w>

92. Bitcoin Hits New Record, This Time With Less Talk of a Bubble. *The New-York Times*. URL: <https://nyti.ms/3swksNc>
93. Bitcoin plunges 30% to \$30,000 at one point in wild session, recovers somewhat to \$38,000. *CNBC*. URL: <https://cnb.cx/3Nbm1HZ>
94. Why is Bitcoin going up? Cryptocurrency price increase explained after Amazon and Twitter hinted at backing. *Investing*. URL: <https://bit.ly/3w3YSBz>
95. Bitcoin At \$50,000: Here's What Pushing The Cryptocurrency To Rise. *NDTV*. URL: <https://bit.ly/3FDxWvZ>

## ДОДАТКИ

Додаток А

Фрагмент програмного коду

```
library(igraph)
netsp=justnet(datafilesp)
netcac=justnet(datafilecac)
netdax=justnet(datafiledax)
netftse=justnet(datafileftse)
netnik=justnet(datafilenik)
netsh=justnet(datafilesh)
netibex=justnet(datafileibex)

netlist=list(netsp,netcac,netdax,netftse,netnik,netsh,netibex)
names(netlist)=c("SP","CAC","DAX","FTSE","Nikkei","Shanghai","IBEX")
w=5
resvectlist=list(findresvect(findresults(findbody(datafilesp),findscale(datafilesp),datafilesp),w,datafilesp),
findresvect(findresults(findbody(datafilecac),findscale(datafilecac),datafilecac),w,datafilecac),
findresvect(findresults(findbody(datafiledax),findscale(datafiledax),datafiledax),w,datafiledax),
findresvect(findresults(findbody(datafileftse),findscale(datafileftse),datafileftse),w,datafileftse),
findresvect(findresults(findbody(datafilenik),findscale(datafilenik),datafilenik),w,datafilenik),
findresvect(findresults(findbody(datafilesh),findscale(datafilesh),datafilesh),w,datafilesh),
findresvect(findresults(findbody(datafileibex),findscale(datafileibex),datafileibex),w,datafileibex))
names(resvectlist)=c("SP","CAC","DAX","FTSE","Nikkei","Shanghai","IBEX")
```

```

plot(netsp,vertex.label=NA,edge.width = E(netsp)$weight, alpha=.1,
edge.color="grey60")
plot(netcac,vertex.label=NA,edge.width = E(netcac)$weight, alpha=.1,
edge.color="grey60")
plot(netdax,vertex.label=NA,edge.width = E(netdax)$weight, alpha=.1,
edge.color="grey60")
plot(netftse,vertex.label=NA,edge.width = E(netftse)$weight, alpha=.1,
edge.color="grey60")
plot(netnik,vertex.label=NA,edge.width = E(netnik)$weight, alpha=.1,
edge.color="grey60")
plot(netsh,vertex.label=NA,edge.width = E(netsh)$weight, alpha=.1,
edge.color="grey60")
plot(netibex,vertex.label=NA,edge.width = E(netibex)$weight, alpha=.1,
edge.color="grey60")

```

```
lapply(netlist,findtopology)
```

```
st=lapply(resvectlist,findst)
```

```
names(st)=c("SP","CAC","DAX","FTSE","Nikkei","Shanghai","IBEX")
```

```
rankon=lapply(st,findrankon)
```

```
cumfunc=lapply(st,findcumfunc)
```

```
plot(rankon$CAC,cumfunc$CAC,type="l",col="springgreen2",
```

```
ylim = c(0,1),
```

```
xlim=c(0,1),
```

```
xlab="Rank of node",
```

```
ylab="Cumulative percentage of weighted degree",
```

```
main="The cumulative weighted degree distribution")
```

```

lines(rankon$CAC,cumfunc$CAC,col="red")
lines(rankon$DAX,cumfunc$DAX,col="blue2")
lines(rankon$SP,cumfunc$SP,col="magenta")
lines(rankon$FTSE,cumfunc$FTSE,col="springgreen2")
lines(rankon$Nikkei,cumfunc$Nikkei,col="mediumpurple1")
lines(rankon$Shanghai,cumfunc$Shanghai,col="yellow3")
lines(rankon$IBEX,cumfunc$IBEX,col="gray75")

library(inflexion)
if (findiplist(rankon$CAC,cumfunc$CAC,index=1)[2,1]==1)
points(rankon$CAC[findiplist(rankon$CAC,cumfunc$CAC,index=1)[2,2]],cumfunc$
CAC[findiplist(rankon$CAC,cumfunc$CAC,index=1)[2,2]],pch=16,col="red") else
"SOMETHING WENT WRONG"
if (findiplist(rankon$DAX,cumfunc$DAX,index=1)[2,1]==1)
points(rankon$DAX[findiplist(rankon$DAX,cumfunc$DAX,index=1)[2,2]],cumfunc
$DAX[findiplist(rankon$DAX,cumfunc$DAX,index=1)[2,2]],pch=16,col="blue2")
else "SOMETHING WENT WRONG"
if (findiplist(rankon$SP,cumfunc$SP,index=1)[2,1]==1)
points(rankon$SP[findiplist(rankon$SP,cumfunc$SP,index=1)[2,2]],cumfunc$SP[fin
diplist(rankon$SP,cumfunc$SP,index=1)[2,2]],pch=16,col="magenta") else
"SOMETHING WENT WRONG"
if (findiplist(rankon$FTSE,cumfunc$FTSE,index=1)[2,1]==1)
points(rankon$FTSE[findiplist(rankon$FTSE,cumfunc$FTSE,index=1)[2,2]],cumfun
c$FTSE[findiplist(rankon$FTSE,cumfunc$FTSE,index=1)[2,2]],pch=16,col="spring
green2") else "SOMETHING WENT WRONG"

```

Продовження додатку А

```

if (findiplist(rankon$Nikkei,cumfunc$Nikkei,index=1)[2,1]==1)
points(rankon$Nikkei[findiplist(rankon$Nikkei,cumfunc$Nikkei,index=1)[2,2]],cum
func$Nikkei[findiplist(rankon$Nikkei,cumfunc$Nikkei,index=1)[2,2]],pch=16,col="
mediumpurple1") else "SOMETHING WENT WRONG"

```

```

if (findiplist(rankon$Shanghai,cumfunc$Shanghai,index=1)[2,1]==1)
points(rankon$Shanghai[findiplist(rankon$Shanghai,cumfunc$Shanghai,index=1)[2,
2]],cumfunc$Shanghai[findiplist(rankon$Shanghai,cumfunc$Shanghai,index=1)[2,2]
],pch=16,col="yellow3") else "SOMETHING WENT WRONG"

```

```

if (findiplist(rankon$IBEX,cumfunc$IBEX,index=1)[2,1]==1)
points(rankon$IBEX[findiplist(rankon$IBEX,cumfunc$IBEX,index=1)[2,2]],cumfun
c$IBEX[findiplist(rankon$IBEX,cumfunc$IBEX,index=1)[2,2]],pch=16,col="gray75
") else "SOMETHING WENT WRONG"

```

```

legend(0.8, 0.8,
legend=c("CAC","DAX","S&P","FTSE","Nikkei","Shanghai","IBEX"),
col=c("red",
"blue2","magenta","springgreen2","mediumpurple1","yellow3","gray75"),
lty=1, cex=0.8)

```



**Київський національний університет імені Тараса Шевченка**  
**Економічний факультет**  
**Кафедра економічної кібернетики**

**ЗАВДАННЯ**

**на кваліфікаційну роботу**

студентки 4 курсу спеціальності 051 «Економіка» освітньої програми  
«Економічна кібернетика»  
Філогіної Анастасії Віталіївни

1. Тема роботи: «Моделювання впливу COVID-19 на волатильність фондових індексів та валютних пар методами складних мереж».
2. Термін завершення роботи: 12 травня 2022 року.
3. Об'єкт дослідження: фондові індекси (зокрема S&P 500, CAC 40, DAX 30, Shanghai Composite, Nikkei 225, FTSE 100, IBEX 35, а також ТОП-20 основних індексів) та валютні пари (зокрема євро-долар, фунт стерлінгів-євро, юань-єна, рубль-юань, біткоїн-долар, а також ТОП-30 найбільш торгуємих, курс до швейцарського франка).
4. Предмет дослідження: моделювання впливу COVID-19 на волатильність обраних фондових індексів та валютних пар методами теорії складних мереж.
5. Мета дослідження: встановлення особливостей фондових та валютних ринків під час кризи, викликані пандемією COVID-19, через виявлення шаблонів волатильностей часових рядів та дослідження їх еволюції.
6. Завдання дослідження:
  - 6.1. Вивчити сучасні підходи до моделювання волатильності фінансових ринків;
  - 6.2. Здійснити огляд та порівняльний аналіз загальних характеристик валютних та фондових ринків на основі аналізу показників їх складних мереж;
  - 6.3. Виявити характерні особливості структури мереж, що відповідають за специфіку періоду пандемії COVID-19;
  - 6.4. Дослідити шаблони з основною інформацією про волатильність ринків;
  - 6.5. Виявити особливі еволюційні механізми, що є індикаторами виникнення можливого збурення системи та проаналізувати їх специфіку у мережах, що будуються з урахуванням періоду пандемії COVID-19;
  - 6.6. Виділити ключові відмінності кореляції ринків різних країн у доковідний період та ковідний.

Науковий керівник: к.ф.-м.н., доц. Кравець Тетяна Вікторівна

\_\_\_\_\_ Кравець Т. В.

Студент: Філогіна Анастасія Віталіївна

\_\_\_\_\_ Філогіна А. В.

Затверджено на засіданні кафедри економічної кібернетики  
протокол №3 від 12 жовтня 2022 р.

### Календарний план виконання кваліфікаційної роботи магістра

№	Етапи бакалаврської роботи	Терміни виконання	Відмітка керівника про виконання
1	Вибір теми кваліфікаційної роботи магістра	01.09.2021 - 16.10.2021	
2	Розробка та затвердження завдання на роботу магістра	17.10.2021- 31.10.2021	
3	Опрацювання зарубіжних і українських джерел з вибраної тематики	01.11.2021- 25.11.2021	
4	Дослідження теоретичної основи сутності фондових та валютних ринків та біткоїну. Написання Розділу 1	26.11.2021- 31.12.2021	
5	Опрацювання методології з теорії складних мереж. Написання Розділу 2	1.01.2022- 10.02.2021	
6	Формування бази даних для дослідження. Написання програмного коду з побудови мереж та знаходження їх характеристик	11.02.2022- 10.04.2022	
7	Аналіз результатів дослідження. Написання розділу 3	11.04.2022- 11.05.2022	
8	Подання роботи до захисту	12.05.2022	

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

**Студент:** Філогіна А. В.