

УДК 338.124.4:303.725.3

Безкоровайний Віталій Сергійович*кандидат економічних наук, доцент,
доцент кафедри інформатики
та системології**Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана*
ORCID: 0000-0002-4998-8385**Матвійчук Андрій Вікторович***доктор економічних наук, професор,
професор кафедри штучного інтелекту,
моделювання та статистики**Київський національний економічний
університет імені Вадима Гетьмана*
ORCID: 0000-0002-8911-5677<https://doi.org/10.25313/3083-7782-2026-5-77>

ІЄРАРХІЧНА КЛАСТЕРИЗАЦІЯ У СИСТЕМАХ РАНЬОГО ПОПЕРЕДЖЕННЯ ЕКОНОМІЧНИХ КРИЗ

Анотація. Вступ. Економічні кризи останніх десятиліть виявили вразливість світової стабільності та продемонстрували запізнілий характер традиційних макроекономічних показників. На відміну від ВВП чи рівня безробіття, що фіксують зміни вже під час активної фази рецесії, біржові індикатори відображають очікування інвесторів у реальному часі. Це створює підґрунтя для використання показників обсягів торгівлі облігаціями, активності на ринку IPO та динаміки капіталізації як випереджальних сигналів для ідентифікації системних дисбалансів ще до моменту їх трансформації у глибоку рецесію.

Мета. Метою дослідження є оцінка прогностичної цінності біржових індикаторів для завчасного виявлення ознак економічних криз на основі порівняльного аналізу глобальних потрясінь 2008, 2020 та 2022 років. Робота спрямована на перевірку гіпотези про випереджувальний характер фінансового ринку щодо основних макроекономічних параметрів та розробку на цій основі інтегрального індексу раннього попередження.

Матеріали і методи. Статистичну базу дослідження складає масив даних за 2007–2024 роки, що охоплює провідні економіки світу (США, Велика Британія, Німеччина, Китай, Японія, Швейцарія, Гонконг, Польща) та світові агреговані показники. Методологія ґрунтується на використанні засобів мови Python для обробки даних та застосуванні методів багатовимірної статистики, зокрема ієрархічної кластеризації за методом Ворда та z-score стандартизації.

Результати. За результатами кластерного аналізу було математично обґрунтовано виділення обсягів торгівлі облігаціями, активності IPO та ринкової капіталізації у стійкий блок сигнальних змінних. На їхній основі розроблено інтегральний індекс раннього попередження, який використовує функцію максимуму відхилення та порогові значення для ідентифікації ризиків. Апробація моделі підтвердила її здатність фіксувати системні збої, оскільки у 2008, 2020 та 2022 роках значення індексу виходили за критичні межі, демонструючи прогностичні сигнали за рік до початку кризи.

Перспективи. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення переліку індикаторів, впровадження методів машинного навчання, таких як K-Means та алгоритми детекції аномалій, для автоматичного розбиття часових рядів на режими та створення адаптивної системи моніторингу. Це дозволить трансформувати модель у динамічний інструмент, здатний враховувати індивідуальні особливості національних економік та специфіку конкретних системних шоків.

Ключові слова: економічна криза, біржові індикатори, індекс раннього попередження, ієрархічна кластеризація.

Постановка проблеми. Економічні кризи останніх десятиліть, зокрема глобальна фінансова криза 2008–2009 років, пандемійний шок 2020 року та інфляційна криза 2022 року, продемонстрували руйнівний вплив на світову стабільність, призводячи до різкого скорочення



Copyright © The Author(s).

This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

ВВП, зростання рівня безробіття та дестабілізації міжнародної торгівлі. Попри різну природу походження цих криз, від колапсу іпотечного ринку до загальносвітових потрясінь (COVID-19, глобальна енергетична криза), вони мають спільну рису — раптовість настання, попри те, що системні дисбаланси зазвичай формуються поступово.

Основна проблема полягає в тому, що традиційні макроекономічні показники часто мають часовий лаг, оскільки фіксують фактичні зміни в реальному секторі економіки, коли криза вже перебуває в активній фазі. Водночас біржові індикатори, такі як обсяги торгівлі облігаціями, активність на ринку IPO та динаміка ринкової капіталізації, відображають очікування інвесторів та схильність до ризику в реальному часі, що теоретично дає їм змогу виступати випереджальними сигналами. Однак неоднорідність реакції фінансових ринків на потрясіння різної природи та специфіка окремих національних економік ускладнюють виділення універсальних сигналів, які б систематично передували макроекономічному спаду.

Особливу увагу приділено виявленню стійких сигналів на фінансових ринках, які систематично передують макроекономічним спадам (зокрема, скороченню ВВП, зростанню безробіття та дестабілізації торгівлі). Для реалізації поставленої мети сформовано комплексну методологію. Вона охоплює обробку статистичних даних у Python, а також побудову аналітичних таблиць і графіків для візуалізації виявлених взаємозв'язків.

У статті науковим та практичним завданням є оцінка прогностичної цінності біржових індикаторів та розробка на їх основі інтегрального індексу раннього попередження. Створення такої економіко-математичної моделі дозволить ідентифікувати ознаки нестабільності (дефіцит ліквідності чи ринковий «перегрів») ще до моменту їх трансформації у глибоку рецесію. Це забезпечить регулятивні органи дієвим інструментом для моніторингу системних ризиків та формування ефективної політики макроекономічної стабілізації.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасний науковий дискурс у сфері прогнозування фінансових потрясінь зміщується від аналізу статичних макроекономічних показників, що мають значний часовий лаг, до використання складних екофізичних методів та алгоритмів машинного навчання. Значний внесок у цей напрям зроблено у працях Белінського А. та ін. [2], де обґрунтовано використання метрик пермутаційної ентропії як високоефективних передвісників крахів фондового ринку. Такий підхід дозволяє ідентифікувати приховану динаміку ринку ще до моменту явного обвалу котирувань. Подібний екофізичний інструментарій був успішно апробований і для прогнозування нафтових шоків [1], що має критичне значення для аналізу криз, подібних до інфляційного шоку 2022 року, де енергетичний фактор був одним із ключових тригерів.

Важливим аспектом дослідження кризових явищ є механізм їхнього транскордонного поширення. У роботі [5] змодельовано процеси «зараження» кризою між країнами з різним рівнем соціально-економічного розвитку. Автори доводять, що стійкість національної економіки до зовнішніх шоків визначається її внутрішніми характеристиками ще на етапі стабільного розвитку. Ця думка розвивається у подальших працях Стрельченко І. [10; 11], де аналізуються специфічні параметри кожної країни як предиктори того, наскільки глибоко на ній відіб'ються глобальні рецесії. Особливу роль у розвитку методології виявлення передвісників зміни трендів відіграють дослідження, опубліковані у статті Кабачій В. та ін. [3] запропоновано використання нечіткого кластерного аналізу для ідентифікації моментів прийняття рішень у фінансових часових рядах. Автори доводять, що такий підхід дозволяє виявляти критичні точки зміни ринкових станів, що безпосередньо корелює з нашою метою пошуку моментів структурних зламів, які слугують передкризовими сигналами.

Методологічну значущість кластерних підходів для аналізу складних фінансових структур підтверджують дослідження Камінського А. та Негрей М. [9], які застосували нечітку кластеризацію для управління портфелем з урахуванням ESG-критеріїв. Їхнє дослідження демонструє ефективність групування об'єктів у ситуаціях з високим рівнем невизначеності та багатофакторності, що підтримує доцільність використання багатовимірної статистики для обґрунтування складу сигнальних змінних.

Попри наявність ґрунтовних розробок у сфері ентропійних метрик та складних симуляційних моделей, залишається актуальним пошук універсальних інтегральних інструментів, які б базувалися на доступній біржовій статистиці. Більшість існуючих підходів фокусуються на конкретних типах ризиків (наприклад, лише банківських чи лише нафтових), тоді як досліджувані кризи мають принципово різну природу — від фінансових колапсів до екзогенних пандемічних потрясінь.

Метою статті є оцінка прогностичної цінності біржових індикаторів для завчасного виявлення ознак економічних криз на основі порівняльного аналізу глобальних криз 2008, 2020 та 2022 років, та спрямована на перевірку гіпотези про те, що динаміка фінансового ринку має випереджальний характер щодо основних макроекономічних показників, таких як ВВП та рівень безробіття.

Матеріали і методи. Статистичною базою дослідження є масив даних за період 2007–2024 років, що охоплює ключові економіки світу: США, Велику Британію, Німеччину, Китай, Японію, Швейцарію, Гонконг та Польщу, а також світові агреговані показники. Аналіз проводився за двома групами показників:

макроекономічними (ВВП, інфляція, рівень безробіття, обсяги експорту та імпорту) та біржовими (обсяги торгівлі облігаціями, активність на ринку IPO та ринкова капіталізація).

Дослідження ґрунтується на використанні методів багатовимірної статистики, зокрема ієрархічної класифікації (метод Ворда), для виявлення спільних рис у поведінці індикаторів під час криз 2008, 2020 та 2022 років. Для забезпечення порівнянності даних, що мають різні одиниці виміру, було проведено їх стандартизацію за допомогою z-scores. На основі стандартизованих біржових показників розроблено інтегральний індекс раннього попередження, який за допомогою функції максимуму та визначених порогових значень дозволяє ідентифікувати сигнали ризику на фінансових ринках.

Обробка статистичної інформації, кластеризація та візуалізація результатів здійснювалися засобами мови програмування Python (бібліотеки Pandas, SciPy, Scikit-learn тощо).

Виклад основного матеріалу. Дослідження ґрунтується на порівняльному аналізі трьох масштабних кризових періодів: світової фінансової кризи 2008–2009 років; рецесії 2020 року, викликаній пандемією COVID-19; а також енергетичної кризи та глобального інфляційного шоку 2022 року (табл. 1).

Таблиця 1

Світові кризи за останні 20 років

Криза	Причина	Поведінка ринку облігацій	Механізм
2008–2009	Фінансова криза (колапс іпотечного ринку)	Зростання цін / Падіння доходностей	«Пошук безпечних гаваней» через втрату довіри до банків
2020	Пандемія COVID-19	Зростання цін / Падіння доходностей	«Пошук безпечних гаваней» через економічну невизначеність
2022	Інфляційний шок та посилення ставок	Падіння цін / Зростання доходностей	Передумовлено очікуваннями зростання відсоткових ставок

Джерело: авторська розробка

Сформована на основі відкритих джерел [4; 6; 7; 8] база даних об'єднує макроекономічні та біржові індикатори за різними країнами та регіонами світу. Макроекономічні показники, зокрема ВВП, індекси споживчих цін, рівень безробіття, а також обсяги експорту та імпорту, слугують основою для ідентифікації кризових та стабільних періодів розвитку. При цьому статистика зовнішньої торгівлі охоплює такі провідні економіки, як США, Німеччина, Китай, Японія, Швейцарія, Гонконг, Польща, а також світові агреговані показники, що дозволяє порівняти реакцію різних економічних систем на глобальні кризи. Своєю чергою, фінансовий сектор представлений обсягами торгівлі облігаціями, активністю на ринку IPO та ринковою капіталізацією, що у сукупності характеризує стан фондового ринку (табл. 2).

Таблиця 2

База показників для аналізу та розробки передвісника криз

Індикатор	Користь у виявленні криз	Тип даних	Частота / масштаб	Швидкий аналіз / візуалізація
ВВП (GDP)	Відображає загальну економічну активність	Часовий ряд, номінал	Річні, млрд. USD	Лінійний графік; темпи приросту
Інфляція (CPI)	Швидке зростання або дефляція сигналізують про нестабільність	Річні YOY %	Річні, %	Тренди; heatmap інфляції
Безробіття	Соціальноекономічний індикатор стресу на ринку праці	Річні, %	Річні, %	Лінійний графік; кореляція з ВВП
Експорт / Імпорт	Торгові шоки, розриви ланцюгів постачання, зовнішній попит	Річні, USD	Річні, млн./млрд	Торговий баланс; сезонні графіки
IPOкапітал	Ринкова ліквідність та апетит до ризику	Щорічні суми	Річні, USD	Гістограма; частка IPO у ринковій капіталізації
Обсяги торгівлі облігаціями	Попит на безпечні активи; ліквідність ринку боргу	Річні обсяги	Річні, USD	Лінійний графік; зміни обсягів під час криз
Ринкова капіталізація / кількість лістингів	Стан фондового ринку; вихід/вхід компаній	Річні, USD / кількість	Річні	Тренди; розподіл по секторах

Джерело: складено авторами на даних [4; 6; 7; 8]

Оскільки в дослідженні використовується кілька масивів фінансово-економічних даних із різних джерел, першочерговим завданням стало формування єдиної узгодженої бази даних. Процес уніфікації передбачав приведення всіх вихідних файлів до спільного формату, що включало стандартизацію назв змінних, синхронізацію часових інтервалів та узгодження способів запису числових значень. Виконання цих процедур дозволило підготувати масив інформації для подальшого коректного аналізу та розрахунків.

Наступним етапом аналітичної підготовки стало приведення показників до зіставних одиниць вимірювання. Зважаючи на те, що макроекономічні індикатори в першоджерелах мають різну методологію розрахунку (наприклад, ВВП у національних валютах чи доларах США, інфляція за місяць або рік, безробіття у відсотках чи абсолютних величинах), їх було трансформовано у єдину систему. Зокрема, базові макропоказники зведено до відносних величин (відсотків) або виражено в доларах США, а для розрахунку реального ВВП визначено базовий рік із відповідним перерахунком усіх динамічних рядів (табл. 3).

Таблиця 3

Кількість спостережень в розрізі показників

Показник	Загальна кількість спостережень	Кількість спостережень у кризові періоди	Кількість спостережень у міжкризові періоди
Bonds (All), Value traded (Total) / Облігації, Обсяг торгів (усього)	143	24	119
Capital raised through IPO (Newly issued shares) / Капітал, залучений через IPO (первинний випуск акцій)	91	15	76
Capital raised through IPO (Total) / Капітал, залучений через IPO (усього)	91	15	76
Exports of goods / Експорт товарів	162	27	135
GDP, Current prices, US dollar / ВВП у поточних цінах, долар США	162	27	135
Imports of goods / Імпорт товарів	162	27	135
Inflation / Інфляція	162	27	135
Market Capitalisation on 1st trading day / Ринкова капіталізація у перший день торгів	91	15	76
Total Equity Market, Market Capitalisation / Ринок акцій, Ринкова капіталізація	144	24	120
Total Equity Market, Number of listed companies (Total) / Ринок акцій, Усього компаній у лістингу	144	24	120
Unemployment rate / Рівень безробіття	162	27	135

Джерело: складено авторами на даних [4; 6; 7; 8]

Окремим етапом підготовки стало усунення пропусків у вихідній біржовій статистиці, що виникли через нерегулярність квартальної звітності деяких бірж або відсутність окремих індикаторів. Залежно від специфіки показника, відновлення даних здійснювалося за допомогою методів інтерполяції, заміни пропусків середніми значеннями або застосування алгоритмів згладжування часових рядів для збереження логіки їхньої динаміки. У результаті проведеної оптимізації було сформовано єдиний, внутрішньо узгоджений масив даних, повністю придатний для крос-національного та міжперіодного порівняння економічних параметрів як у кризові, так і в стабільні (міжкризові) фази періоди.

Запропонований підхід дослідження кризових та посткризових процесів базується на зіставленні динаміки обраних індикаторів у періоди рецесій із їхніми значеннями під час стабільного економічного розвитку. Для забезпечення аналітичного контрасту у якості контрольних (базових) періодів обрано 2007, 2010, 2011, 2013, 2017, 2018 та 2023 роки. Ці часові інтервали характеризувалися мінімальним рівнем макроекономічної нестабільності порівняно з трьома раніше визначеними кризовими періодами.

Важливим елементом аналізу є візуалізація сформованих масивів даних. За допомогою інструментів мови Python побудовано лінійні графіки для кожного макроекономічного та біржового показника в розрізі окремих країн, що дозволило ідентифікувати ключові тренди, циклічні коливання та моменти структурних зламів, які слугують передкризовими сигналами. Зокрема, на рис. 1 представлено динаміку основних світових макроекономічних індикаторів, де ключовий акцент зроблено на тренді ВВП — він демонструє стійку тенденцію до зростання з характерними спадами в кризові роки, які для наочності виділено вертикальними лініями.

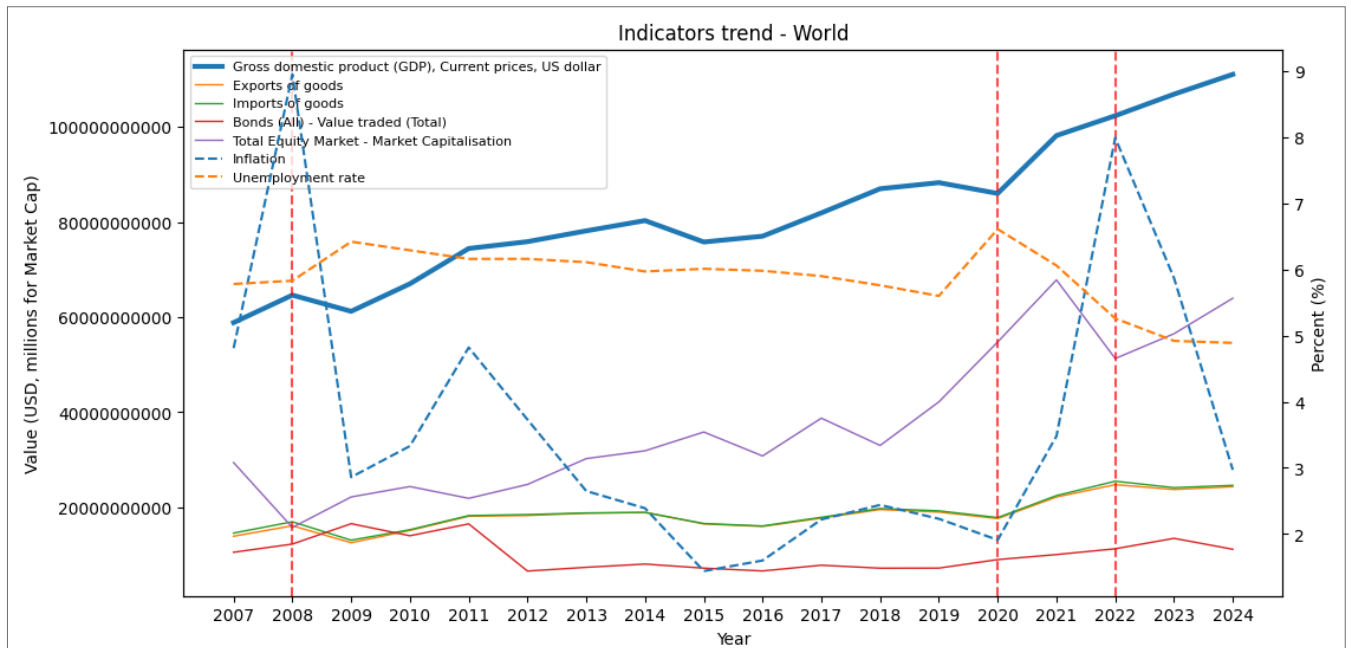


Рис. 1. Динаміка макроекономічних показників за період 2007–2024 рр.

Джерело: складено авторами на даних [6; 7]

Проведення порівняльного аналізу трьох різних за своєю природою кризових періодів — фінансової кризи 2008–2009 років, пандемійної кризи 2020 року та інфляційної кризи 2022 року дозволяє визначити, чи існують універсальні біржові сигнали, які передують будь-якій економічній кризі, чи ж передкризові сигнали є специфічними для конкретного типу потрясіння. Кожен з цих періодів характеризувався власними причинами, механізмами поширення та відповідною реакцією фінансових ринків, що робить їх ідеальною репрезентативною емпіричною базою для перевірки гіпотези про прогностичну цінність біржових індикаторів.

Фінансово-економічна криза 2008–2009 років мала внутрішньосистемну природу. Її тригером став колапс на ринку іпотечних цінних паперів США, що спричинив хвилю банкрутств і дефіцит ліквідності на міжбанківському ринку. Випереджальні сигнали на біржах здебільшого відображали накопичення ризиків у кредитному секторі. За кілька місяців до розгортання повномасштабної кризи фіксувалося розширення спредів за кредитними дефолтними свопами (CDS) фінансових інститутів та падіння вартості банківських акцій. Динаміка ринку облігацій була неоднорідною: початкове зниження цін на боргові інструменти фінансових компаній змінилося масовим перетоком капіталу в безпечні активи (державні облігації) після набуття кризою глобального масштабу. Сегмент IPO у цей період зазнав глибокої стагнації через відсутність інвестиційного попиту.

Трансформація макроекономічних індикаторів відбувалася з певним часовим лагом. У 2008 році глобальний ВВП, обсяги міжнародної торгівлі та торгівля облігаціями інерційно зростали на тлі подвоєння інфляції з 4,5% до 9%, тоді як ринкова капіталізація скоротилася майже вдвічі (рис. 1). На посткризовому етапі зростання безробіття на 1% супроводжувалося падінням ВВП та порушенням глобальних ланцюгів постачання. Наступне триразове зниження темпів інфляції виступило стимулом для відновлення біржової активності, що відобразилося у зростанні обсягів торгівлі облігаціями та ринкової капіталізації.

Пандемічна криза 2020 року за своєю природою була екзогенним (зовнішнім) шоком, який не мав безпосереднього коріння у фінансовій системі. Поширення COVID-19 та впровадження жорстких карантинних обмежень спричинили миттєву зупинку ключових секторів реальної економіки. Фондові ринки зреагували стрімким і глибоким падінням котирувань акцій, що стало першим відкритим проявом нестабільності. Водночас ринок облігацій продемонстрував класичну тенденцію перетоку капіталу в безпечні активи. Інвестори, прагнучи мінімізувати ризики в умовах невизначеності, масово купували суверенні боргові інструменти, що призвело до рекордного зниження доходності державних облігацій. Цей процес розгортався синхронно з девальвацією акцій, проте суттєво випередив появу офіційної статистики щодо спаду ВВП чи зростання безробіття. Сегмент IPO у цей період практично повністю зупинився через неможливість залучення інвестиційного капіталу. Кризовий рік відзначився різким погіршенням макроекономічної кон'юнктури: відбулося скорочення ВВП країн G20, міжнародна торгівля зазнала значних втрат у формі падіння експорту та імпорту (рис. 1), а рівень безробіття стрімко зріс (рис. 2).

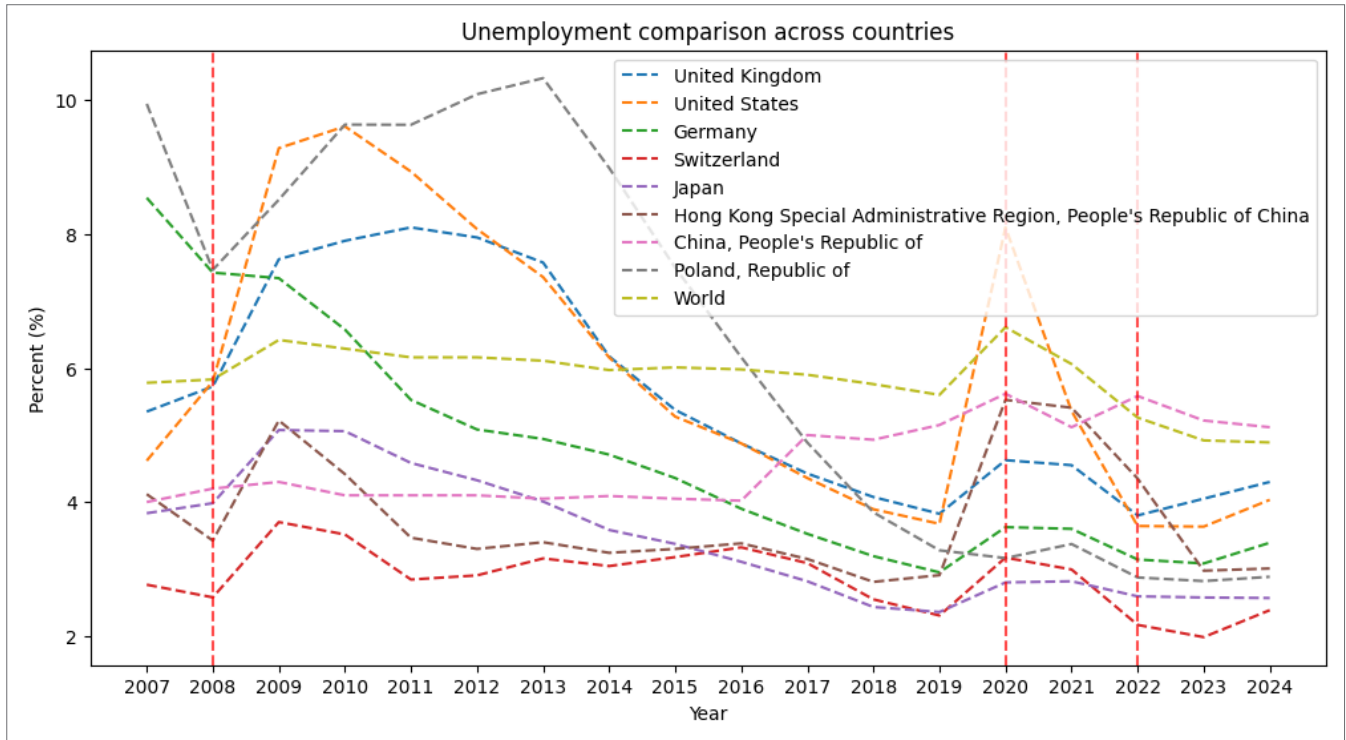


Рис. 2. Динаміка світового рівня безробіття та у розрізі країн за період 2007–2024 рр.

Джерело: складено авторами на даних [6]

Інфляційна криза 2022 року мала інше підґрунтя. Вона була спричинена сукупністю факторів, включаючи економічні наслідки пандемії, енергетичне протистояння та порушення ланцюгів поставок, що призвело до глобального інфляційного шоку. Центральні банки по всьому світу, намагаючись зупинити інфляцію, почали оголошувати про жорстку політику посилення відсоткових ставок (рис. 3). Це стало ключовим фактором, що вплинуло на фінансові ринки. Ринок облігацій зазнав значних втрат, оскільки

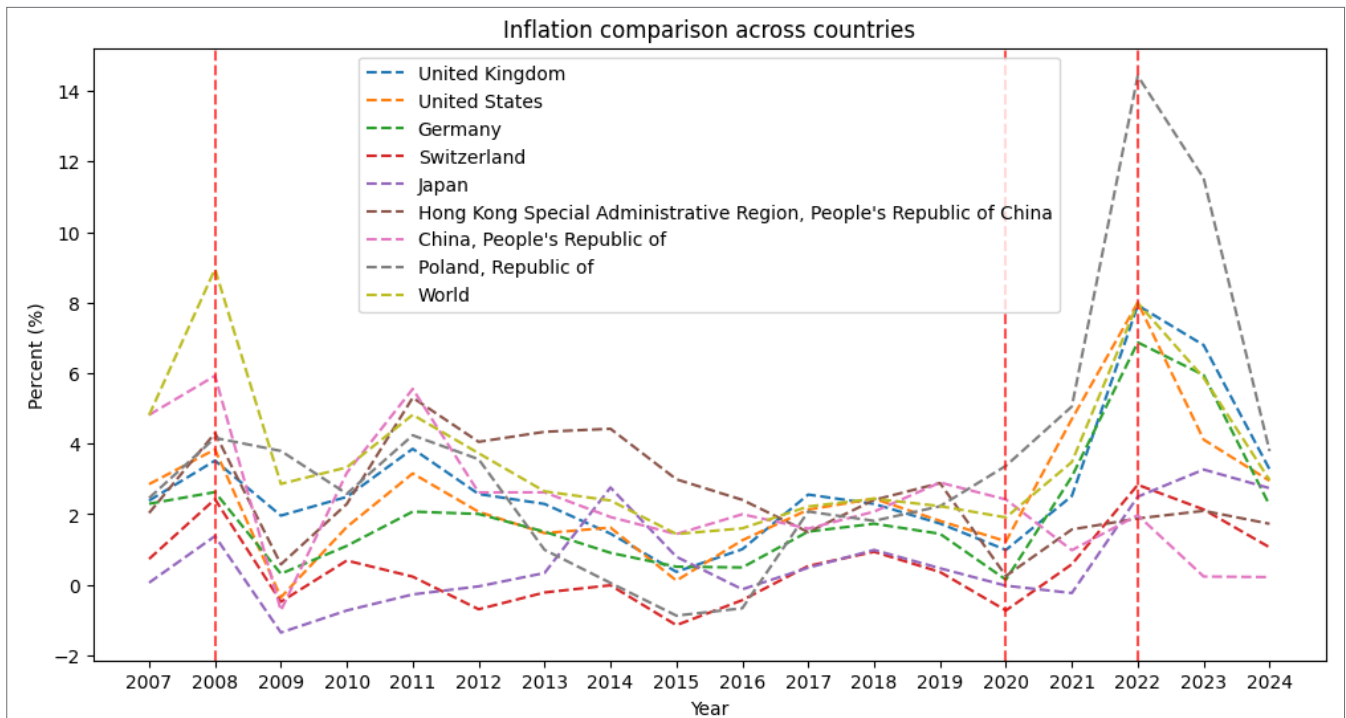


Рис. 3. Динаміка світової інфляції та у розрізі країн за період 2007–2024 рр.

Джерело: складено авторами на даних [6]

очікування зростання ставок є негативним фактором для облігацій. Ринок цінних паперів також постраждав, особливо технологічні компанії, які виявились особливо чутливі до зростання дисконтних ставок. Активність на ринку IPO уповільнювалася через високу вартість боргу та нестачу ліквідності. На макrorівні фіксувалася асиметрична динаміка: гальмування темпів приросту ВВП відбувалося одночасно з піковими значеннями інфляції, проте на тлі збереження стабільно низького рівня безробіття (рис. 1).

Наведений аналіз свідчить, що попри відмінності у механізмах реакції фінансових ринків на різні типи криз, існують спільні структурні патерни. Ринок облігацій стабільно демонструє високу чутливість, хоча й різноспрямованого характеру (зниження цін через кредитні ризики, падіння доходності внаслідок перетоку капіталу в безпечні активи або падіння вартості через очікуване підвищення відсоткових ставок). Водночас активність у сегменті IPO та показники ринкової капіталізації незмінно погіршуються на передкризових етапах та під час рецесій, виступаючи прямим індикатором рівня довіри та інвестиційного оптимізму. Це підтверджує гіпотезу про випереджальний характер біржових маркерів. Проте специфіка конкретного шоку визначає, який саме індикатор виявиться найбільш вразливим. Фінансові кризи сильніше дестабілізують борговий ринок через кредитні ризики, пандемічні — через фактор невизначеності, а інфляційні — через очікування змін у монетарній політиці регуляторів. Отже, для точного макроекономічного прогнозування необхідний аналіз не поодиноких індикаторів, а їхнього комплексного взаємозв'язку з урахуванням поточного контексту.

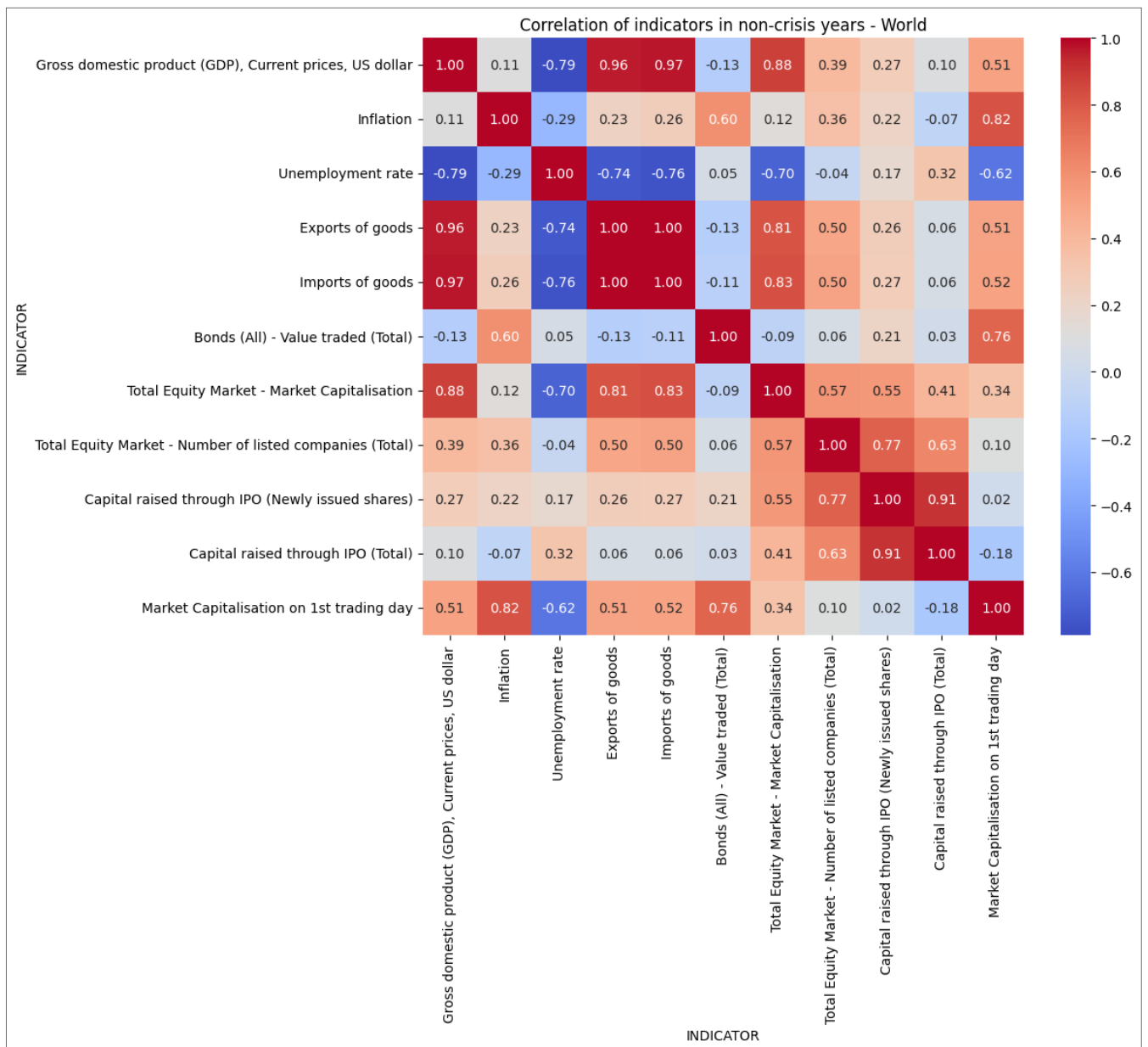


Рис. 4. Теплова карта кореляції між індикаторами (некризові роки)

Джерело: побудовано авторами на даних [4; 6; 7; 8]

Для кількісного оцінювання взаємозв'язків між аналізованими змінними було розраховано коефіцієнти кореляції, зокрема між біржовими індикаторами та такими макроекономічними параметрами, як ВВП, рівень безробіття та інфляція. На рис. 4 представлено результати кореляційного аналізу глобальних показників у межах стабільних (некризових) років. У контексті впливу на динаміку світового ВВП суттєве значення мають макроекономічні параметри імпорту та експорту. Серед ринкових індикаторів ключову роль відіграє показник загальної ринкової капіталізації, тоді як обсяг капіталізації у перший день торгів демонструє значно менший рівень кореляції.

При цьому кількість компаній у лістингу, об'єм первинного та всього залученого капіталу IPO, а також інфляція показують низьку кореляцію. Як і очікувалося, показник безробіття має зворотну кореляцію з ВВП.

Кризові роки, з точки зору біржових індикаторів, показують іншу кореляцію з ВВП. У цей період обсяг капіталізації у перший день торгів, обсяг первинного та всього залученого капіталу IPO показують зворотну кореляцію, і лише кількість компаній у лістингу показує пряму та сильну кореляцію (рис. 5).

Комплексний підхід, що поєднує часовий аналіз, порівняльну статистику та візуалізацію, дозволив провести глибокий і всебічний аналіз прогностичної цінності біржових індикаторів. Він забезпечив не лише констатацію кореляцій, але й спробу встановити причинно-наслідкові зв'язки, визначаючи, чи існують стійкі сигнали в біржових даних, які систематично передують спостережуваним макроекономічним падінням.

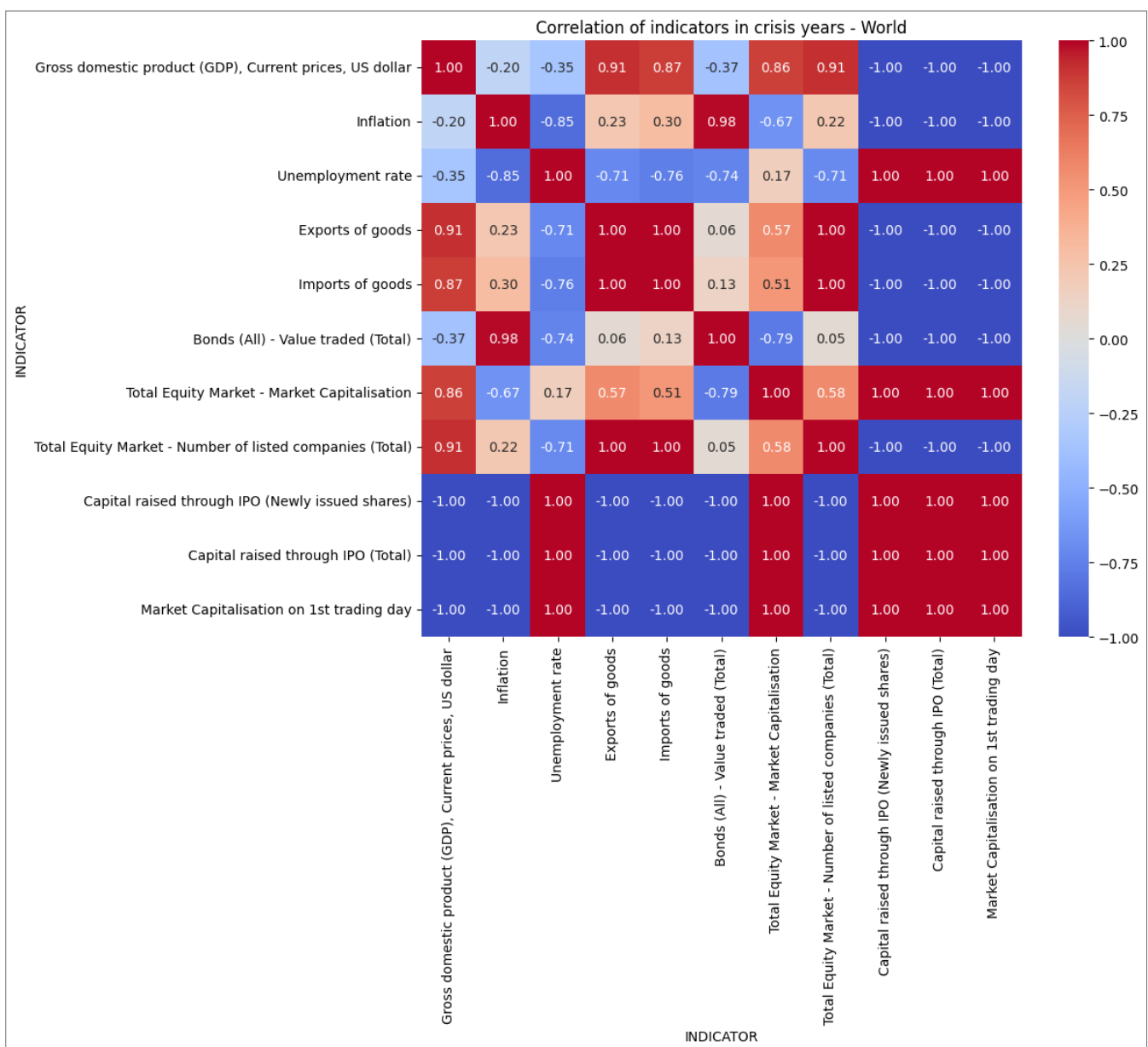


Рис. 5. Теплова карта кореляції між індикаторами (кризові роки)

Джерело: побудовано авторами на даних [4; 6; 7; 8]

Фінансові кризи зазвичай виникають раптово, проте їхні передумови формуються поступово у вигляді дисбалансів на ринках. Тому актуальним завданням є розробка індикаторів раннього попередження, які дозволяють виявити сигнали нестабільності до моменту настання кризи.

Для оптимізації кількості біржових індикаторів, які будуть використовуватись для раннього попередження, було проведено ієрархічну кластеризацію всього масиву даних. Використання стандартизації за допомогою z-scores дозволило привести показники з різними одиницями виміру до єдиної шкали, що забезпечило математичну коректність визначення відстаней між ними.

Результати побудови дендрограми та аналіз кореляційних зв'язків дозволили згрупувати індикатори за подібністю їхньої поведінки у різні фази економічного циклу. Зокрема, кластерний аналіз підтвердив, що три обрані показники — обсяги торгівлі облігаціями, активність на ринку IPO та ринкова капіталізація — формують окремий стійкий блок індикаторів, які синхронно реагують на накопичення системних ризиків (рис. 6).

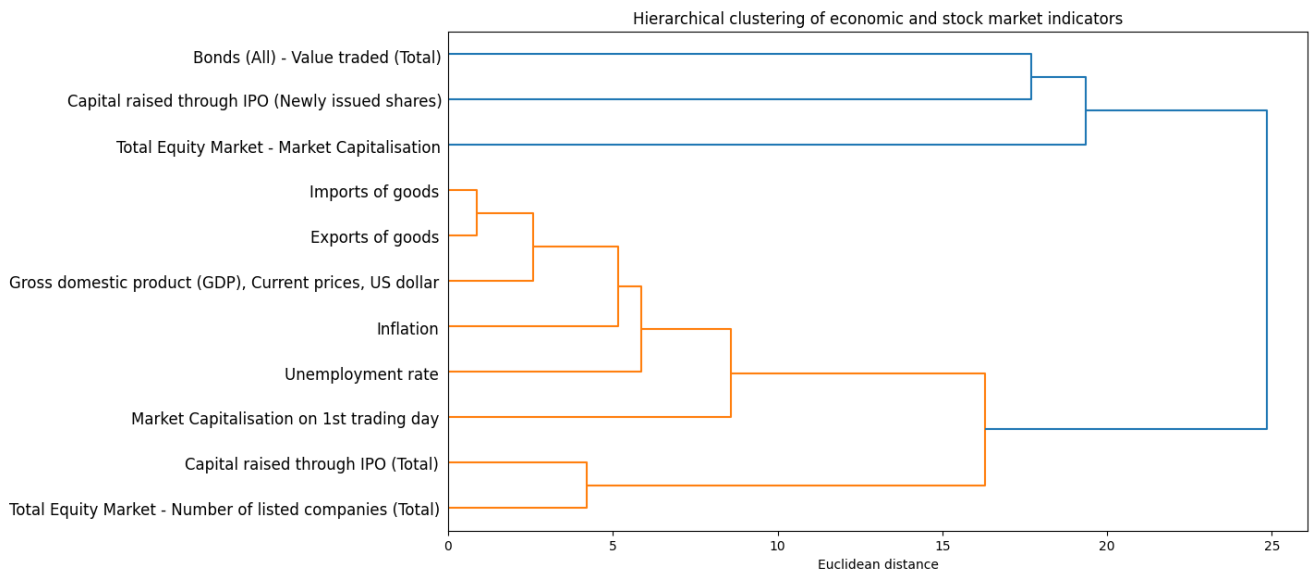


Рис. 6. Дендрограма економічних та біржових індикаторів
Джерело: побудовано авторами на даних [4; 6; 7; 8]

Таке групування дозволило виділити 3 показники як найбільш репрезентативні «сигнальні» змінні, що мають випереджувальний характер щодо макроекономічного спаду. Щоб обґрунтувати доцільність їх об'єднання у фінальний інтегральний індекс (зادля усунення надмірності даних без втрати прогностичної точності моделі), було проведено кластеризацію обраних індикаторів за періодами.

Побудована дендрограма продемонструвала дворівневу логіку (рис. 7). Верхній рівень ієрархії (поділ за десятиріччями) відображає еволюційне зростання масштабів фінансового ринку та зміну його базового обсягу. Нижній рівень (виділення кризових років у локальні підкластери) доводить, що обрані індикатори є високочутливими до макроекономічних потрясінь і фіксують структурні аномалії всередині кожної історичної епохи.

У рамках розробки показника раннього попередження про кризи основна увага зосереджена на трьох ключових біржових індикаторах:

- **Обсяги торгівлі облігаціями.** Цей показник є важливим для оцінки ліквідності та структури фінансових ринків. Дані про обсяги торгівлі облігаціями дозволяють аналізувати, як інвестори реагують на зміни у макроекономічному середовищі, наприклад, пошук безпечних інвестицій або очікуючи зміни в політиці центральних банків.

- **Активність IPO.** Індекс, що вимірює кількість та обсяги нових публічних випусків, є класичним індикатором оптимізму інвесторів та довіри до майбутнього економічного зростання. Послаблення активності на цьому ринку часто свідчить про зростання невпевненості та нестачу ліквідності.

- **Ринкова капіталізація.** Це найбільш прямий показник загального стану фондового ринку, що обчислюється як сума ринкових капіталізацій усіх компаній, що є на біржі. Різкі просадки, зростання волатильності та падіння капіталізації є відкритим проявом кризи, але аналіз трендів за роки, що передують кризі, може виявити прогностичні сигнали.

Модель базується на трьох ключових фінансових показниках:

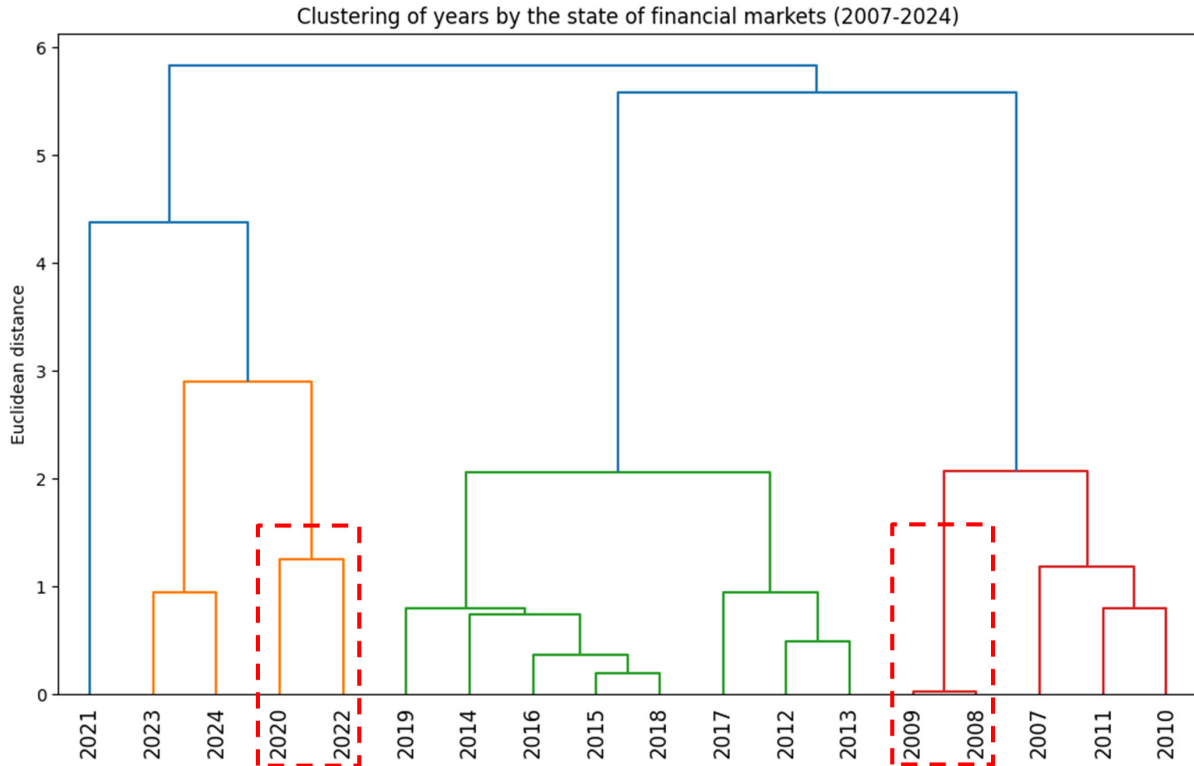


Рис. 7. Дендродіаграма періодів за станом фінансових ринків (2007–2024)
 Джерело: побудовано авторами на даних [4; 7; 8]

X^1 — обсяги торгівлі облігаціями (Bond Trading Volume).

X^2 — активність IPO (кількість та обсяг нових публічних випусків).

X^3 — ринкова капіталізація (Total Equity Market Capitalisation).

Ці змінні відображають ліквідність, оптимізм інвесторів та загальний стан фондового ринку. Інтерпретація кожної з запропонованих змінних:

- зростання обсягів торгівлі облігаціями може означати «flight to safety» — інвестори шукають безпечні активи;
- падіння IPO сигналізує про втрату довіри та нестачу ліквідності і навпаки;
- різкі просадки ринкової капіталізації — прямий прояв кризи, але тренди до кризи вже можуть бути сигналом.

Для кожного показника $X_{c,t}^i$, де i — індикатор, c — країна, t — рік, обчислюється стандартизоване значення (zscore):

$$z_{c,t}^i = \frac{X_{c,t}^i - \mu_c^i}{\sigma_c^i},$$

де μ_c^i — середнє значення індикатора за весь період по країні c , σ_c^i — стандартне відхилення для країни c .

Інтегральний індекс раннього попередження визначається як агрегуюча функція від нормалізованих значень:

$$I_{c,t} = \max_{i \in [1..3]} z_{c,t}^i.$$

Вибір максимуму забезпечує чутливість моделі до екстремальних відхилень хоча б одного показника. Для ідентифікації кризових сигналів вводяться порогові значення:

$$|I_{c,t}| \geq 1, \Rightarrow \text{сигнал кризового стану.}$$

Побудовані часові ряди інтегрального індексу для світової економіки показали, що у кризові роки (2008, 2020, 2022) індекс перевищував порогове значення (рис. 8). Це підтверджує здатність індикатору відображати системні збої на фінансових ринках.

Ця модель є економіко-математичним предиктором криз, який інтегрує три ключові фінансові індикатори у єдиний індекс. Використання порогів дозволяє отримати чутливі сигнали, які співпадають із кризовими роками та можуть проявлятися заздалегідь. Аналіз динаміки індексу на рис. 8 дозволяє зробити

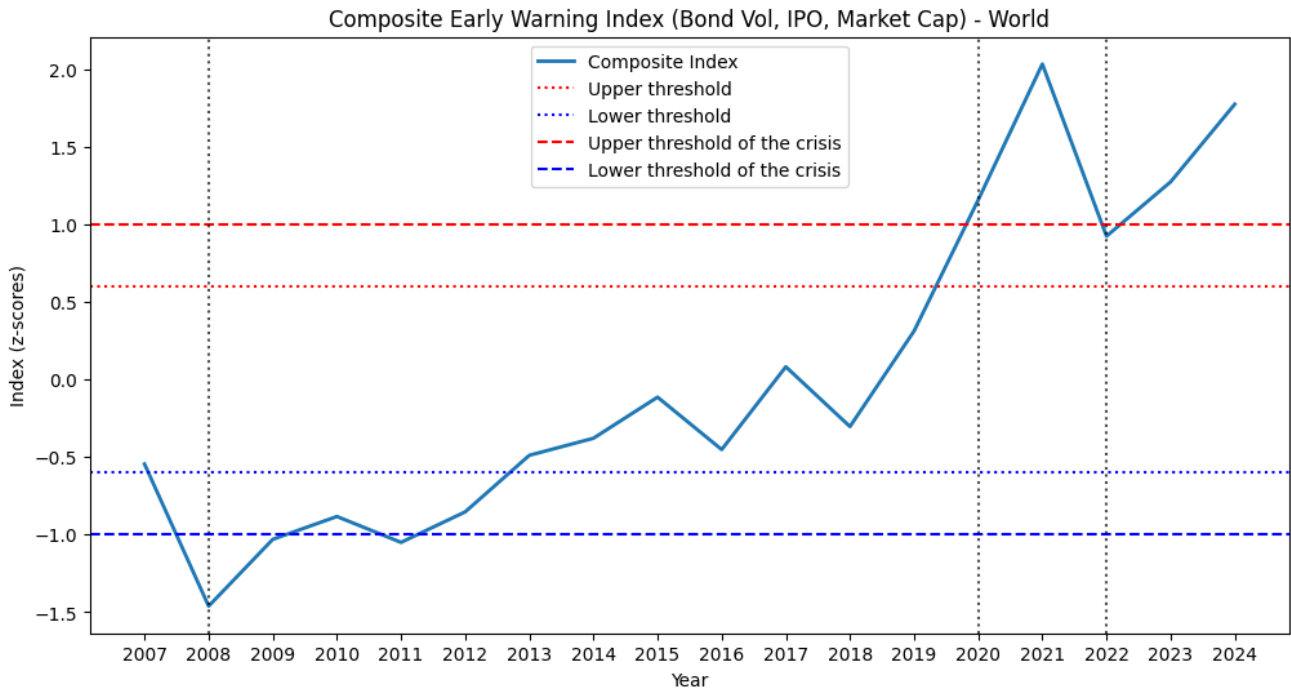


Рис. 8. Індикатор раннього попередження про кризи

Джерело: авторська розробка

висновок, що за рік до кризи можна спостерігати значення індексу $|I_{c,t}| \geq 0,6$ при його сталому зростанні по модулю. Тож, при збігу цих двох обставин можна зробити висновок про наближення кризового періоду протягом найближчого року:

$$I_{c,t} > +\theta \cup \Delta I_{c,t} > 0, \Rightarrow \text{сигнал перегріву / ризику кризи,}$$

$$I_{c,t} < -\theta \cup \Delta I_{c,t} < 0, \Rightarrow \text{сигнал надмірної слабкості / дефіциту ліквідності,}$$

де $\theta = 0,6$.

Висновки і перспективи подальших досліджень. Запропонований інтегральний індекс раннього попередження є економіко-математичною моделлю, яка поєднує три ключові фінансові індикатори у єдину систему моніторингу. Використання порогів для цього індексу дозволяє отримати чутливі сигнали нестабільності. Модель може бути застосована як інструмент для оцінки ризиків та формування політики макроекономічної стабілізації.

Перспективним є залучення додаткових індикаторів, які продемонстрували свою значущість у специфічних кризових умовах. Зокрема, для аналізу фінансових криз, подібних до 2008 року, доцільно додати спреди за кредитними дефолтними свопами (CDS) та показники волатильності банківського сектору. Враховуючи досвід інфляційної кризи 2022 року, модель може бути доповнена індикаторами вартості енергоресурсів та розривів у ланцюгах постачання, що безпосередньо впливають на динаміку реального сектору та очікування інвесторів.

Використання ієрархічної кластеризації дозволило підтвердити, що обрані біржові показники формують єдиний «сигнальний» блок. Проте для визначення оптимального складу індикаторів у майбутньому можливо застосувати метод K-Means для автоматичного розбиття часових рядів на «кризові» та «стабільні» режими, що дозволить верифікувати точність інтегрального індексу без суб'єктивного вибору років. Оскільки кризи часто є статистичними аномаліями, то алгоритми детекції аномалій дозволять індексу реагувати на нетипові ринкові рухи ще до того, як вони досягнуть критичного порогу. Це дозволить трансформувати поточну статистичну модель у динамічну систему адаптивного моніторингу ризиків, здатну враховувати індивідуальні особливості національних економік та змінювати чутливість залежно від природи системної кризи.

ДОДАТКОВА ІНФОРМАЦІЯ

ВНЕСОК АВТОРІВ: Усі автори зробили внесок порівну.

ФІНАНСУВАННЯ: Автори не отримували фінансування для цього дослідження.

ЗАЯВА ПРО ДОСТУПНІСТЬ ДАНИХ: Не застосовується.

КОНФЛІКТ ІНТЕРЕСІВ: Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Література

1. Bielinskiy A. O., Khvostina I., Matviychuk A., Semerikov S., Serdyuk O., Solovieva V., Soloviev V.N. Predictors of oil shocks. Econophysical approach in environmental science. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2021. Vol. 628, Iss. 1. Art. 012019. DOI: <https://doi.org/10.1088/1755-1315/628/1/012019>
2. Bielinskiy A., Soloviev V., Matviychuk A., Solovieva V., Kmytiuk T., Velykoivanenko H. Early Warning Signs: Evaluating Permutation Entropy Metrics for Stock Market Crashes. *System Analysis and Data Mining* / ed. by M. Zgurovsky, N. Pankratova. Cham: Springer, 2026. С. 353–369. (Studies in Systems, Decision and Control; vol. 609). DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-97529-5_21
3. Kabachii V., Maslii R., Kozlovskiy S., Dronchack O. Identifying moments of decision making on trade in financial time series using fuzzy cluster analysis. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2023. № 12. С. 175–205. <http://doi.org/10.33111/nfmte.2023.175>
4. Market Statistics. *LSE Group: офіц. сайт*. URL: <https://www.londonstockexchange.com> (дата звернення: 11.04.2026).
5. Matviychuk A., Strelchenko I., Vashchaiev S., Velykoivanenko H. Simulation of the Crisis Contagion Process Between Countries with Different Levels of Socio-Economic Development. *CEUR Workshop Proceedings*. 2019. Vol. 2393. P. 485–496. URL: http://ceur-ws.org/Vol-2393/paper_423.pdf (дата звернення: 08.04.2026).
6. World Development Indicators. *The World Bank: офіц. сайт*. URL: <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators> (дата звернення: 11.04.2026).
7. Statistics Portal. *WFE: офіц. сайт*. URL: <https://www.world-exchanges.org> (дата звернення: 11.04.2026).
8. *Yahoo Finance: фінансовий портал*. URL: <https://finance.yahoo.com> (дата звернення: 11.04.2026).
9. Kaminskyi A., Nehreyn M. Fuzzy clustering approach to portfolio management considering ESG criteria: empirical evidence from the investment strategies of the EURO STOXX Index. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2023. № 12. С. 40–66. DOI: <http://doi.org/10.33111/nfmte.2023.040>
10. Lukianenko D., Strelchenko I. Neuromodeling of features of crisis contagion on financial markets between countries with different levels of economic development. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2021. № 10. С. 136–163. DOI: <http://doi.org/10.33111/nfmte.2021.136>
11. Стрельченко І. Моделювання процесів трансграничного поширення фінансових криз. *Нейро-нечіткі технології моделювання в економіці*. 2019. № 8. С. 147–174. DOI: <http://doi.org/10.33111/nfmte.2019.147>

References

1. Bielinskiy, A. O., Khvostina, I., Matviychuk, A., Semerikov, S., Serdyuk, O., Solovieva, V., & Soloviev, V.N. (2021). Predictors of oil shocks. Econophysical approach in environmental science. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 628(1), Article 012019. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/628/1/012019>
2. Bielinskiy, A., Soloviev, V., Matviychuk, A., Solovieva, V., Kmytiuk, T., & Velykoivanenko, H. (2026). Early Warning Signs: Evaluating Permutation Entropy Metrics for Stock Market Crashes. In M. Zgurovsky, & N. Pankratova (Eds.), *Studies in Systems, Decision and Control: Vol. 609. System Analysis and Data Mining* (pp. 353–369). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-97529-5_21
3. Kabachii, V., Maslii, R., Kozlovskiy, S., & Dronchack, O. (2023). Identifying moments of decision making on trade in financial time series using fuzzy cluster analysis. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 12, 175–205. <http://doi.org/10.33111/nfmte.2023.175>
4. London Stock Exchange. (2026). Market statistics: Capital raised, IPOs, and listed companies. LSE Group. Retrieved from <https://www.londonstockexchange.com>
5. Matviychuk, A., Strelchenko, I., Vashchaiev, S., & Velykoivanenko, H. (2019). Simulation of the Crisis Contagion Process Between Countries with Different Levels of Socio-Economic Development. *CEUR Workshop Proceedings*, 2393, 485–496. Retrieved from http://ceur-ws.org/Vol-2393/paper_423.pdf
6. World Bank. (2026). World Development Indicators. The World Bank Group. Retrieved from <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>
7. World Federation of Exchanges. (2026). WFE Statistics Portal: Equity market capitalization, listed companies, and IPO data. WFE. Retrieved from <https://www.world-exchanges.org>
8. Yahoo Finance. (2026). Financial market data and analysis platform. Yahoo! Retrieved from <https://finance.yahoo.com>

9. Kaminskyi, A., & Nehrey, M. (2023). Fuzzy clustering approach to portfolio management considering ESG criteria: empirical evidence from the investment strategies of the EURO STOXX Index. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 12, 40–66. <http://doi.org/10.33111/nfmte.2023.040>
10. Lukianenko, D., & Strelchenko, I. (2021). Neuromodeling of features of crisis contagion on financial markets between countries with different levels of economic development. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 10, 136–163. <http://doi.org/10.33111/nfmte.2021.136>
11. Strelchenko, I. (2019). Modeliuvannya protsesiv transhranychnoho poshyrennia finansovykh kryz [Modeling of cross-border spreading of financial crisis]. *Neuro-Fuzzy Modeling Techniques in Economics*, 8, 147–174. <http://doi.org/10.33111/nfmte.2019.147> [in Ukrainian].

Дата першого надходження статті до видання: 19.04.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 19.05.2026

Дата публікації: 29.05.2026

Bezkorovainyi Vitalii

*Candidate of Economic Sciences,
Associate Professor,
Associate Professor of the Department of
Informatics and Systemology
Kyiv National Economic University named
after Vadym Hetman*

Matviychuk Andriy

*Doctor of Economic Sciences, Professor,
Professor of the Department of Artificial
Intelligence,
Mathematical Modeling and Statistics
Kyiv National Economic University named
after Vadym Hetman*

HIERARCHICAL CLUSTERING IN ECONOMIC CRISIS EARLY WARNING SYSTEMS

Summary. Introduction. Economic crises of recent decades have exposed the vulnerability of global stability and demonstrated the lagging nature of traditional macroeconomic indicators. Unlike GDP or unemployment rates, which capture changes only during the active phase of a recession, stock market indicators reflect investor expectations in real time. This provides a rationale for using the indices of bond trading volumes, IPO market activity, and capitalization dynamics as leading signals to identify systemic imbalances before they transform into a deep recession.

Purpose. The aim of the study is to assess the predictive value of stock market indicators for the early detection of economic crisis signs based on a comparative analysis of the global shocks of 2008, 2020, and 2022. The work is aimed at testing the hypothesis regarding the leading nature of the financial market relative to key macroeconomic parameters and developing an integral early warning index on this basis.

Materials and methods. The statistical database of the study comprises a dataset for the period 2007–2024, covering the world's leading economies (the US, the UK, Germany, China, Japan, Switzerland, Hong Kong, Poland) and global aggregate indicators. The methodology is based on utilizing Python tools for data processing and applying multivariate statistical methods, specifically hierarchical clustering using Ward's method and z-score standardization.

Results. Based on the results of the cluster analysis, the categorization of bond trading volumes, IPO activity, and market capitalization into a stable block of signaling variables was mathematically justified. On their basis, an integral early warning index was developed, utilizing the maximum deviation function and thresholds to identify risks. The testing of the model confirmed its ability to capture systemic failures, as in 2008, 2020, and 2022, the index values exceeded critical limits, demonstrating predictive signals a year before the onset of the crisis.

Discussion. Further research may be directed toward expanding the list of indicators and implementing machine learning methods, such as K-Means and anomaly detection algorithms, for the automatic segmentation of time series into regimes and the creation of an adaptive monitoring system. This will allow for the transformation of the model into a dynamic tool capable of accounting for the individual characteristics of national economies and the specifics of concrete systemic shocks.

Key words: economic crisis, stock market indicators, early warning index, hierarchical clustering.