

Для перевірки стійкості результатів додатково застосовано алгоритм Fuzzy C-Means. Отримані результати підтвердили наявність розмитих меж між окремими групами країн та тенденцію до часткового перекриття кластерів. Тобто, результати нечіткої та ймовірнісної кластеризації є узгодженими й свідчать про відсутність чітко відокремлених типів розвитку зерновиробництва.

Таким чином, використання моделі GMM дозволило не лише оцінити ступінь невизначеності кластерної належності країн, а й показало, що окремі кластери методу k-means не мають чітких статистичних меж та можуть бути інтерпретовані як підгрупи ширших латентних типів розвитку зерновиробництва. Разом з тим порівняно невисокі значення Silhouette свідчать про складність кластерної структури досліджуваної сукупності та потребують подальшого аналізу альтернативних наборів ознак і моделей кластеризації.

Список використаних джерел

1. Піскунова, О. В., Савіна, С. С., & Дрончак, О. В. (2025). Застосування кластерного аналізу для визначення груп країн, схожих за умовами розвитку зерновиробництва. У *Матеріали III Міжнародної науково-практичної конференції «Цифрова економіка»*. Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана. <https://doi.org/10.33111/978-966-926-559-3>
2. Bezdek, J. C., Ehrlich, R., & Full, W. (1984). FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & Geosciences*, 10(2–3), 191–203. [https://doi.org/10.1016/0098-3004\(84\)90020-7](https://doi.org/10.1016/0098-3004(84)90020-7)
3. Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer. <https://link.springer.com/book/9781493938438>
4. World Bank. (2025). *World Bank Open Data*. Retrieved June 2025, from <https://data.worldbank.org/>
5. McLachlan, G., & Peel, D. (2000). *Finite mixture models*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/0471721182>

Піскунова О. В.,
д.е.н., професор,

Ернст Д. В.,
здобувач другого (магістерського) рівня вищої освіти,
Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

МОДЕЛЮВАННЯ СПЕКУЛЯТИВНОЇ КРИХКОСТІ ФІНАНСОВИХ АКТИВІВ З ВИКОРИСТАННЯМ GJR-GARCH ТА BNS-ПІДХОДУ

Актуальність: нестабільність фінансових активів набуває особливого значення в контексті безпрецедентного ШІ-буму, який докорінно змінив архітектуру ринкових очікувань. На відміну від класичних спекулятивних бульбашок, що описуються моделлю Кіндлбергера-Мінські[7] як наслідок монетарної експансії, сучасний технологічний перегрів живиться концентрацією капіталу у вузькому колі інфраструктурних лідерів за умов жорсткої монетарної політики – цей феномен не має загальноприйнятого формалізованого трактування. Зростання ціни акцій NVIDIA з \$3.34 (січень 2019 р.) до \$137.44 (грудень 2024 р.) на 3970% (split-adjusted, розраховано за даними Yahoo Finance [10]) супроводжувалося якісною зміною структури ризику: емпіричний аналіз свідчить про домінування дискретних структурних стрибків над дифузійною компонентою волатильності – явище, яке стандартні моделі волатильності систематично недооцінюють. Це актуалізує потребу у розробці та застосуванні спеціалізованого інструментарію – зокрема інтеграції моделей GJR-GARCH та BNS-декомпозиції, які здатні кількісно розмежувати фундаментальний технологічний драйвер та самопідсилювальну ендегенну волатильність, що і становить предмет цього дослідження.

Огляд досліджень: у сучасній фінансовій теорії дедалі більше уваги приділяється явищам, у яких нестабільність ринку виникає не лише внаслідок зовнішніх шоків, а й як результат внутрішньої динаміки самої системи. Зокрема дослідження фінансової нестабільності Нуман Мінскі [8] підкреслюють ендогенну природу криз, тоді як сучасні роботи з ендогенного ризику Маркус Бруннермейєр [2] акцентують роль ринкових механізмів у генерації нестабільності. Попри це, у наявній літературі відсутній єдиний термін, який би інтегрував відрив ціни від фундаментальних факторів, самопідсилювальну поведінку учасників ринку та нелінійну реакцію на шоки. У зв'язку з цим у роботі пропонується ввести поняття спекулятивної крихкості як інтегрального конструкту, яке здатне повною мірою пояснити системну вразливість активу. Спекулятивна крихкість – це стан фінансового активу, за якого його ринкова вартість визначається переважно ендогенними механізмами (ціновий імпульс, стадна поведінка, ефект наслідування, фінансовий леверидж), що зумовлює непропорційно високу чутливість до малих шоків і призводить до цінових стрибків та різких корекцій.

Мета – розробити інтегровану методологію ідентифікації спекулятивної крихкості фінансових активів та верифікувати її на прикладі акцій NVIDIA за 2019-2025.

Методи та дані – інформаційною базою слугують щоденні дані закриття акцій NVIDIA отримані через API Yahoo Finance за період 2019-2025 рік [10]. Датасет включає часові ряди Adjusted Close, на основі яких розраховано логарифмічну дохідність для моделювання волатильності. Для BNS-декомпозиції використано високочастотну апроксимацію щоденної реалізованої варіації та біваріації, що дозволяє статистично виокремити неперервний шум від дискретних стрибків ціни.

Методологія моделювання та ідентифікації базується на використанні інтегрованого підходу, що поєднує аналіз асиметричної волатильності та декомпозицію цінових стрибків. Ключовим індикатором крихкості є нелінійна реакція волатильності на негативні дохідності. На відміну від стандартних моделей, модель GJR-GARCH [5] дозволяє зафіксувати ефект важеля.

Для розмежування фундаментального тренду та спекулятивних аномалій варто використовувати декомпозицію волатильності та ідентифікацію стрибків (BNS) [1]. Вона базується на розрахунку реалізованої варіації та біваріації [6], що дозволяє виокремити компоненту стрибків. Наявність тривалих кластерів стрибків за відсутності значущих макроекономічних новин може інтерпретуватися як прояв стадної поведінки. У стані спекулятивної крихкості ціна рухається дискретними стрибками, що живляться внутрішньою ліквідністю, а не зовнішніми новинами. Методологія ідентифікації завершується оцінкою екстремальних збитків, де лептокуртичність розглядається як статистична характеристика розподілу залишків, що свідчить про недостатність нормального припущення для опису динаміки активу. Наявність важких хвостів у розподілі залишків є емпіричним фактом, який констатує, що ймовірність катастрофічних подій на ринку є аномально високою, проте сама по собі не розкриває природу рушійних сил – які ідентифікуються на попередніх етапах за допомогою GJR-GARCH та BNS.

За умов лептокуричного розподілу традиційний VaR є недостатнім, оскільки фіксує лише порогову точку хвоста, ігноруючи розподіл збитків усередині нього. CvaR ж враховує розподіл збитків усередині хвоста.

Результати: Оцінювання GJR-GARCH виявило коефіцієнт асиметрії, що перевищує показники AMD (3,12) та Microsoft (3,94). Це вказує на відносно вищу схильність інвесторів NVIDIA до панічних реакцій на негативні сигнали. По динаміці ексцесу та асиметрії було встановлено, що розподіл дохідності є лептокуртичним – сумарний ексцес Пірсона – 7,63 при нормі 3, що підтверджено тестом Jarque-Bera ($p < 0.001$). Найбільша аномалія зафіксована у період 2023 р., де ексцес досяг екстремального значення 15,01, а асиметрія змістилася у бік позитивних значень 2,31. Це свідчить про домінування «важких хвостів» та аномальну частоту позитивних цінових вибухів, що у 3,6 рази перевищує теоретичну ймовірність нормального розподілу. Для кількісного розмежування природи ризику застосовано методологію BNS-декомпозиції [1]. За весь період (2019–2025 рр.) ідентифіковано 255 статистично значущих стрибків 14,7% торгових днів. Найвища інтенсивність дискретних процесів зафіксована у 2023 році, коли частка значущих стрибків зросла до 25,6% торгових днів. Показник Jump Ratio, який є ключовим індикатором зміни режиму волатильності, за цей час

склав 0,7664, що суттєво перевищує типові значення для ліквідних акцій у стабільних ринкових умовах. Згідно з логікою декомпозиції Barndorff-Nielsen & Shephard [1], це означає, що 76,64% реалізованої варіації активу у 2023 р. було зумовлено дискретними стрибками, а не неперервним дифузійним процесом. Таке домінування дискретної компоненти є емпіричним доказом переходу активу у фазу граничної спекулятивної крихкості.

Таким чином запропонована методологія формує базу для ідентифікації спекулятивної крихкості активу. GJR-GARCH параметризує асиметрію реакції на шоки, BNS-декомпозиція розмежовує дифузійну та стрибкову компоненти, а CvaR кількісно оцінює глибину хвостового ризику. Сукупність цих індикаторів дозволяє діагностувати стан перманентної спекулятивної вразливості – коли актив є не просто волатильним, а структурно схильним до непропорційних цінових корекцій. На відміну від класичної моделі Кіндлбергера-Мінські, яка пов'язує бульбашки з монетарною експансією, запропонований підхід дозволяє ідентифікувати спекулятивну крихкість в умовах жорсткої монетарної політики – через домінування ендегенних механізмів над фундаментальними факторами ціноутворення.

Висновок: введено поняття спекулятивної крихкості як стану, за якого ціна активу трансформується у проксі-метрику очікувань щодо дефіцитного технологічного ресурсу. На відміну від загальної теорії нарративної економіки Р.Шиллера [9], яка фокусується на широких соціальних каскадах, у роботі доведено що ситуація з NVIDIA зумовлена селективною концентрацією капіталу у вузькому інфраструктурному сегменті. Встановлено домінування нарративно-концентраційних чинників над макроекономічними детермінантами вартості капіталу: стан крихкості поглибився саме у період жорсткої монетарної політики ФРС (2023-2024рр, ставки 5,25-5,50%), що ставить під сумнів достатність монетарного пояснення [7]. Реалізовано алгоритм ідентифікації дискретного ризику через поєднання моделей GJR-GARCH та BNS-декомпозиції. Розрахований показник Jump Ratio = 0,766 для періоду 2023–2025 рр. підтверджує, що понад 76% реалізованої варіації ціни сформовано дискретними структурними розривами. Вищу прогностичну силу запропонованого підходу порівняно з моделлю HAR-RV [3] верифіковано за критерієм QLIKE [4] ($p < 0,05$) та підтверджено тестом Діболда–Маріано ($p < 0,01$), що вказує на статистично значущу перевагу інтегрованої моделі в умовах високої волатильності.

Список використаних джерел

1. Barndorff-Nielsen, O. E., & Shephard, N. (2004). Disentangling realised volatility from jumps, using bipower variation. *Journal of Financial Econometrics*, 2(1), 1–37. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbh001>
2. Brunnermeier, M. K., & Pedersen, L. H. (2009). Market liquidity and funding liquidity. *The Review of Financial Studies*, 22(6), 2201–2238. <https://doi.org/10.1093/rfs/hhn098>
3. Corsi, F. (2009). A simple approximate long-memory model of realized volatility. *Journal of Financial Econometrics*, 7(2), 174–196. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbp001>
4. Diebold, F. X., & Mariano, R. S. (1995). Comparing predictive accuracy. *Journal of Business & Economic Statistics*, 13(3), 253–263.
5. Glosten, L. R., Jagannathan, R., & Runkle, D. E. (1993). On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks. *The Journal of Finance*, 48(5), 1779–1801. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1993.tb05128.x>
6. Huang, X., & Tauchen, G. (2005). The relative contribution of jumps to total price variance. *Journal of Financial Econometrics*, 3(4), 456–499. <https://doi.org/10.1093/jjfinec/nbi025>
7. Kindleberger, C. P., & Aliber, R. Z. (2015). *Manias, panics, and crashes: A history of financial crises* (7th ed.). Palgrave Macmillan.
8. Minsky, H. P. (1992). *The financial instability hypothesis* (Working Paper No. 74). The Jerome Levy Economics Institute of Bard College.
9. Shiller, R. J. (2019). *Narrative economics: How stories go viral and drive major economic events*. Princeton University Press.
10. Yahoo Finance. (2026). *NVIDIA Corporation (NVDA) historical stock data*. Retrieved April 27, 2026, from <https://finance.yahoo.com>