

МУЛЬТИФРАКТАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ В СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

Кіріченко Л.О.¹, Радівілова Т.А.², Булах В.А.³

¹Кафедра прикладної математики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна, E-mail: lyudmyla.kirichenko@nure.ua

²Кафедра телекомунікаційних систем, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна, E-mail: tamara.radivilova@gmail.com

³Кафедра прикладної математики, Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків, Україна, E-mail: bulakhvitalii@gmail.com

Анотація. У роботі проведено порівняльний кореляційний та мультифрактальний аналіз часових рядів курсу біткоїна та активностей спільнот у соціальних мережах, пов'язаних з біткоїном. Фрактальний аналіз часових рядів показав наявність самоподібних і мультифрактальних властивостей. Результати досліджень свідчать, що ряди, які мають сильну кореляційну залежність, мають подібні мультифрактальні властивості.

Ключові слова – соціальна мережа, фрактальні часові ряди, мультифрактальний аналіз, криптовалюта.

I. Вступ

В останні роки відбулося відкриття інтелектуальних можливостей соціальних мереж для фінансових ринків. Дані соціальних мереж використовувалися в комерційних цілях для автоматичного вилучення відгуків клієнтів про продукти або бренди, пошуку нових клієнтів, аналізу переваг та інше. Оскільки протягом останніх років соціальні мережі швидко проникають в різні аспекти нашого життя і в них міститься величезна кількість інформації, то дані соціальних мереж служать альтернативним інформаційним джерелом для аналітиків та інвесторів фінансового ринку [1].

Біткоїн (Bitcoin) – це децентралізована платіжна система електронних валют, створена в 2008 році, яка виросла до ринкової капіталізації більше 72 трильйонів доларів США і більше 200 тис. транзакцій в день. Біткоїн є інновацією в області ІТ, яка використовує складні криптографічні методи для підпису транзакцій і визначення контролю над коштами. Біткоїн є системою, в якій користувачі здійснюють транзакцію безпосередньо, без необхідності посередника і в якій транзакції записуються для подальшої перевірки всіма вузлами в публічній розподіленій книзі, званої блокчейн (blockchain). У книзі блокчейн записана кожна транзакція і вона забезпечує відмінне джерело даних, з яких можна вивести та проаналізувати і засоби і зв'язок між користувачами. [2].

Одним з напрямків досліджень в соціальних мережах і фінансовому секторі є проведення аналізу відносин між інформацією про біткоїни і блокчейн, що міститься в соціальних мережах, і ціною біткоїна [3-5]. У роботі [6] показано, що зростаюча популярність криповалют викликає збільшення обсягу пошуку, що, в свою чергу, призводить до більш високої активності в соціальних мережах щодо біткоїна. Більший інтерес викликає покупку біткоїнів користувачами, що призводить до зростання цін, що, в кінцевому підсумку, повертається до обсягів пошуку.

Метою даної роботи є дослідження взаємозв'язку і фрактальний аналіз часових рядів ціни біткоїна і активностей спільнот в соціальних мережах, пов'язаних з цією криптовалютою.

II. Самоподібні та мультифрактальні стохастичні процеси

Самоподібність випадкових процесів полягає в збереженні статистичних характеристик при зміні масштабу часу. Стохастичний процес $X(t)$ є самоподібним з параметром

H , якщо процес $a^{-H}X(at)$ описується тими ж законами скінченновимірних розподілів, що і $X(t)$:

$$\text{Law}\{a^{-H}X(at)\} = \text{Law}\{X(t)\}, \forall a > 0. \quad (1)$$

Параметр H , $0 < H < 1$, званий показником Херста, являє собою ступінь самоподібності процесу. Поряд з цією властивістю показник $H > 0.5$ характеризує міру довгострокової залежності стохастичного процесу. Це означає, що якщо часовий ряд протягом якогось часу зростає (спадає), то з імовірністю, близькою до показника Херста, ряд збереже цю тенденцію протягом аналогічного проміжку часу. Початкові моменти самоподібного випадкового процесу можна виразити як $M[X(t)^q] \propto t^{qH}$. Самоподібні

процеси є монофрактальними в тому сенсі, що володіють одним параметром скейлінгу – показником Херста, який залишається незмінним на будь-якому діапазоні масштабів.

Мультифрактальні об'єкти є статистично неоднорідними самоподібними об'єктами. У порівнянні із монофрактальними (1) мультифрактальні процеси проявляють більш складну скейлінгову поведінку [7]:

$$\text{Law}\{X(at)\} = \text{Law}\{M(a) \cdot X(t)\}, \forall a > 0, \quad (2)$$

де $M(a)$ – випадкова функція, незалежна від $X(t)$. У разі монофрактальності $M(a) = a^H$.

Для моментів мультифрактальних процесів виконується відношення $M[X(t)^q] \propto t^{qh(q)}$, де $h(q)$ – узагальнений показник Херста, який є в загальному випадку нелінійною функцією. Значення $h(q)$ при $q = 2$ співпадає зі значенням ступеня самоподібності H . Для монофрактальних процесів узагальнений показник Херста не залежить від параметра q : $h(q) = H$.

III. Вхідні часові ряди та їх кореляційний аналіз

У роботі проведено порівняльний фрактальний аналіз часових рядів для соціальних спільнот у мережі Facebook, пов'язаних з електронною валютою біткоїн. Для проведення досліджень було обрано три соціальні спільноти: Bitcoin Product / service, яка має 196113 користувачів, Bitcoin Finance company – 70195 користувачів і Blockchain – 61805 користувачів. За період з жовтня 2016 р по серпень 2017 р. було зафіксовано дані про вподобання (лайки) та репости для кожної групи та курс обміну біткоїна. Таким чином було сформовано шість часових рядів щоденних даних кількості лайків та репостів у спільнотах (Bitcoin_likes, Bitcoin_reposts, BitcoinF_likes, BitcoinF_reposts, Blockchain_likes, Blockchain_reposts) та відповідні щоденні значення курсу біткоїн/долар Bitcoin_exchange.

Для виявлення зв'язків часового ряду Bitcoin_exchange та рядів активностей соціальних груп, здійснено їх крос-кореляційний аналіз. Аналіз показав значиму кореляцію між курсом біткоіна та активністю спільнот. В табл.1 представлено максимальні коефіцієнти кореляції $r(\tau)$ та відповідні лаги τ між рядом Bitcoin_exchange та рядами лайків. Між рядами лайків та репостів однієї спільноти існує сильна крос-кореляція у діапазонні значень $0.85 \leq r(0) \leq 0.95$.

ТАБЛИЦЯ 1

КОЕФІЦІЄНТИ КРОС-КОРЕЛЯЦІЇ

	$r(\tau)$	τ
Bitcoin_likes	0.81	0
BitcoinF_likes	0.48	0
Blockchain_likes	0.33	32

IV. Фрактальний аналіз

Фрактальність фінансових рядів та, зокрема, криптовалют досліджено в багатьох роботах (див. [3-5]). Проведені у даній роботі дослідження показали наявність мультифрактальних властивостей для всіх часових рядів, пов'язаних з активністю спільнот. В табл. 2 наведено значення узагальненого показника Херста $h(q)$ для значень параметру $q_{\min} = -5$ і $q_{\max} = 5$ та значення показника Херста $h(q=2) = H$ для досліджуваних рядів біткоіна та активностей соціальних спільнот.

ТАБЛИЦЯ 2

УЗАГАЛЬНЕНИЙ ПОКАЗНИК ХЕРСТА

	$h_{\min}$	$h_{\max}$	H
Bitcoin_exchange	0.82	0.41	0.54
Bitcoin_likes	0.78	0.42	0.59
Bitcoin_reposts	0.75	0.38	0.57
BitcoinF_likes	0.95	0.52	0.63
BitcoinF_reposts	1.15	0.43	0.64
Blockchain_likes	1.23	0.25	0.41
Blockchain_reposts	1.41	0.23	0.45

Дослідження показали, що часові ряди з сильною кореляційною залежністю мають близькі значення фрактальних характеристик. Так, наприклад, ряди Bitcoin_exchange та Bitcoin_likes мають сильну кореляцію та близькі значення узагальненого показника Херста. Слабка кореляція між Bitcoin_exchange та Blockchain_like виявляється в різниці між фрактальними характеристиками цих рядів.

Оскільки майже завжди ряди лайків та репостів однієї групи сильно пов'язані один з одним, вони мають близькі значення узагальненого показника Херста. Аналогічні результати отримані для інших досліджених рядів (див. Табл. 2). Чим більше кореляція між фрактальними часовими рядами, тим ближчі їх фрактальні характеристики.

V. Висновки

У роботі проведено кореляційний аналіз часових рядів, який виявив значиму кореляцію між курсом біткоіна та активністю пов'язаних з ним соціальних спільнот. Фрактальний аналіз часових рядів показав наявність самоподібних і мультифрактальних властивостей як для рядів цін биткоіна, так і для рядів лайків та репостів спільнот.

Результати досліджень показали, що ряди з сильною кореляційною залежністю мають подібну мультифрактальну структуру. Чим більша кореляція між фрактальними рядами, тим більше схожі їх фрактальні характеристики.

Таким чином, фрактальна структура часових рядів криптовалют та діяльності соціальних спільнот, а отже, і ди-

наміка їх розвитку, є взаємозв'язаною. Це дозволяє прогнозувати курс криптовалют на основі аналізу впливу соціальних мереж на фінансову динаміку. Результати досліджень можуть бути використані фахівцями в галузі аналізу та інвестицій.

VI. Список літератури

- [1] Peng Xie, Hailiang Chen, Yu Jeffrey Hu, "Network Structure and Predictive Power of Social Media for the Bitcoin Market", Georgia Tech Scheller College of Business Research Paper No. 17-5, 2017. Electronic copy available at: <https://ssrn.com/abstract=2894089>.
- [2] Nakamoto, Satoshi, "Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System", 31 October 2008. Electronic copy available at: <https://bitcoin.org/bitcoin.pdf>
- [3] Martina Matta, "The Predictor Impact of Web Search and Social Media", Theses doctoral research. University of Cagliari, p.95, 2016. .
- [4] Guillermo Romero Meléndez, "The fractal nature of bitcoin: evidence from wavelet power spectra", Fundacion Universidad de las Americas Puebla, 2014, p.39. Electronic copy available at: <http://ssrn.com/abstract=2547281>.
- [5] Sho Tsugawa, Hiroyuki Ohsaki, "Emergence of Fractals in Social Networks: Analysis of Community Structure and Interaction Locality", in 38th Annual Computer Software and Applications Conference, 2014.
- [6] Garcia D, Tessone CJ, Mavrodiev P, Perony N, "The digital traces of bubbles: feedback cycles between socio-economic signals in the Bitcoin economy", J. R. Soc. Interface 11, 2014. Electronic copy available at: <http://dx.doi.org/10.1098/rsif.2014.0623>
- [7] R.H.Riedi. Multifractal processes, in Doukhan P., Oppenheim G., Taqqu M.S. (Eds.), Long Range Dependence: Theory and Applications: Birkhuser. -2002. -P. 625–715

MULTIFRACTAL ANALYSIS OF TIME SERIES IN SOCIAL NETWORK

Kirichenko L.¹, Radivilova T.², Bulakh V.¹

¹Department of Applied Mathematics, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine

²Department of Telecommunication systems, Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine

The comparative fractal analysis for community groups in the social network and the Bitcoin currency rate is conducted. To conduct research in the Facebook network, three social communities associated with Bitcoin were selected. The time series of daily data of likes and reposts for each group and the Bitcoin rate were formed.

Time series correlation analysis was carried out, that revealed a significant correlation between the crypto currency rate and the social communities activity. Table 1 shows the maximum correlation coefficients and the corresponding lags between the Bitcoin_exchange and the like series.

Fractal analysis indicated the presence of multifractal properties, both for the series of Bitcoin prices, and for ones of community activities. The values of the generalized Hurst exponent for the studied series are given in the Table 2.

The research results have shown that the series having a significant correlation dependence have a similar multifractal structure. Because the series of likes and reposts are highly correlated to each other, values of their generalized Hurst exponent are very close (see Tab. 2). The greater correlation between fractal series, the closer are their fractal characteristics.

Thus, the fractal properties of time series of Bitcoin prices and activities of social communities, and, consequently, their dynamics are interdependent. This makes it possible to predict the Bitcoin rate based on data received from social networks. Research results can be used by professionals in the field of analysis and investment.