

## АНАЛІЗ ФРАКТАЛЬНИХ ВЛАСТИВОСТЕЙ ЧАСОВИХ РЯДІВ КРИПТОВАЛЮТ

За час свого існування, менше ніж за десятиріччя, криптографічні валюти (криптовалюти), перш за все, біткоїн подолали усі рекорди по зростанню курсової вартості та рівню капіталізації. Так, якщо сумарна капіталізація ринку криптовалют на початок 2017 р. становила приблизно 15,6 млрд. дол., то на початок 2018 р. складала вже близько 467 млрд. дол. [1].

На думку багатьох аналітиків, курсова вартість криптовалюти визначається переважно динамікою попиту та пропозиції [2-3], що обумовлює високий ступінь її волатильності внаслідок вразливості від спекулятивних шоків, інформаційних атак та інших чинників, що впливають на попит. Так, наприклад, для найбільш капіталізованої криптовалюти біткоїн амплітуда коливань курсу протягом одного місяця може змінюватися майже у 10 разів (рис.1).

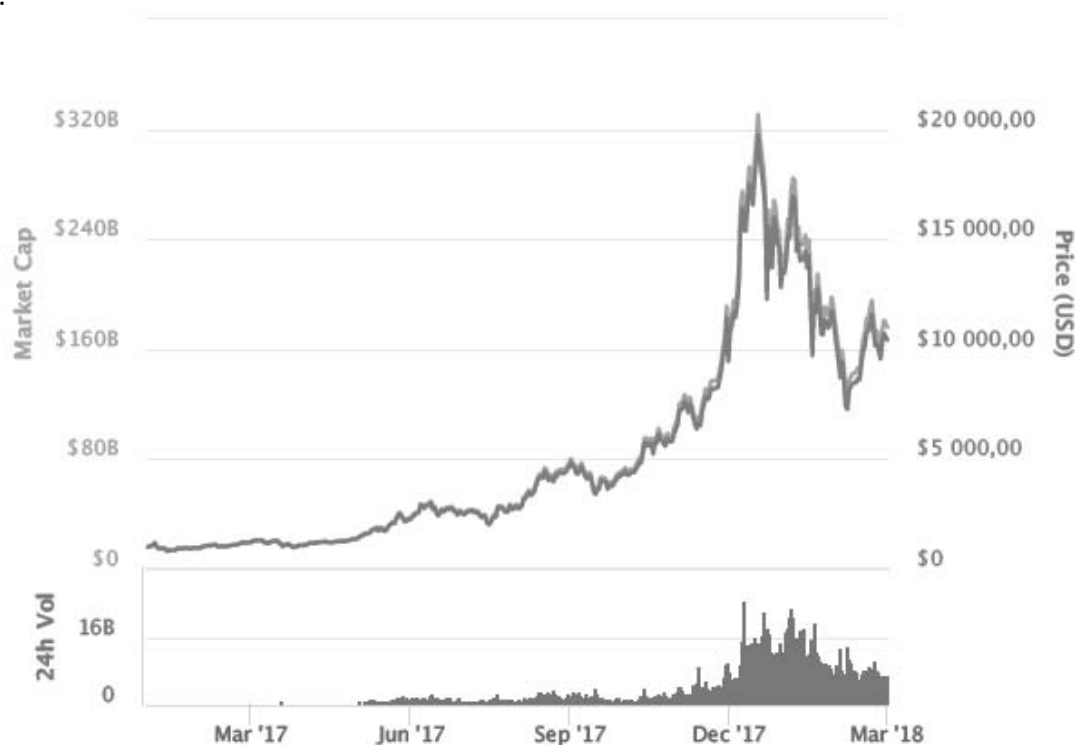


Рис. 1 Динаміка капіталізації біткоіна (ліва шкала - млрд. дол. США) та його курсової вартості (права шкала – дол. США) за 2017 – початок 2018 року [1].

Стрімке зростання курсової вартості та рівня капіталізації провідних криптовалют, з одного боку, та висока їх волатильність і значні коливання їх вартості, з іншого, призвели до гострих дискусій щодо доцільності їх застосування в якості довгострокових інвестиційних активів або навпаки, інструментів для короткострокових операцій.

З прикладної точки зору ці питання пов'язані з можливістю та ефективністю використання статистичних та економетричних методів прогнозування їх курсу, зокрема ARIMA, GARCH моделей та їх модифікацій.

При цьому дискусійними залишаються питання про статистичні властивості часових рядів криптовалют, зокрема, законів розподілу, наявності «важких хвостів» та довгої пам'яті, дробового порядку інтегрованості тощо [4].

З цією метою нами було проведено дослідження фрактальних властивостей часових рядів таких найбільш капіталізованих криптовалют, як біткоїн (BTC), ефіріум (ETH) та лайткоїн (LTC) за період із 27.12.2013 по 31.12.2017 рр. (1466 спостережень, ефіріум за період з 11.08.2015, 875 спостережень) за інформацією Coinmarketcap [1].

Оскільки часові ряди та їх прирости мають різні, але пов'язані між собою значення фрактальних характеристик (а тому і різний характер персистентності та довгої пам'яті) [5], нами було проаналізовано як абсолютні значення цін цих активів, так і їх перших різниць та логарифмічних прибутковостей (log-return).

Результати розрахунків коефіцієнта Херста  $H$  для логарифмічних прибутковостей та пов'язаних із ним характеристик фрактальної розмірності  $D$ , спектральної потужності  $\beta$  та порядку інтегрованості  $d$  за весь досліджуваний період спостережень (а також окремо за 2017 рік) наведено у табл. 1.

Таблиця 1.

**Фрактальні характеристики часових рядів (log-return) криптовалют**

| Часовий ряд |           | Показник Херста $H$ | Фрактальна розмірність $D = 2 - H$ | Спектральна потужність $\beta = 2H - 1$ | Порядок інтегрованості процесу $d = \beta/2$ |
|-------------|-----------|---------------------|------------------------------------|---|--|
| BTC         | 2014-2017 | 0,63                | 1,37                               | 0,26                                    | 0,13   |
|             | 2017      | 0,67                | 1,33                               | 0,34                                    | 0,17   |
| ETH         | 2014-2017 | 0,72                | 1,28                               | 0,44                                    | 0,22   |
|             | 2017      | 0,71                | 1,29                               | 0,42                                    | 0,21   |
| LTC         | 2014-2017 | 0,68                | 1,32                               | 0,36                                    | 0,18   |
|             | 2017      | 0,71                | 1,29                               | 0,42                                    | 0,21   |

Проведений аналіз свідчить, що усі досліджувані нами часові ряди виявились персистентними, що свідчить про їх трендостійкість та наявність довгої пам'яті.

Це дозволяє зробити висновок про можливість застосування для їх прогнозування апарату фрактальних часових рядів, зокрема, моделей ARFIMA (з дробовим порядком інтегрованості  $d$ ) та моделей фрактального броунівського руху [6].

**Список використаних джерел**

1. Crypto-Currency Market Capitalizations [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://coinmarketcap.com/>.
2. Фомин А.Н. Криптовалюты в цифровой экономике: финансово-экономические аргументы «за» и «против» Аналитический доклад. М.: Центр стратегических оценок и прогнозов, 2017. – Режим доступу: <http://www.csef.ru>.
3. Cheah E. T., Fry J. (2015). Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of bitcoin. *Economics Letters*, 130, 32-36.
4. Chu, J., Nadarajah, S., and Chan, S. A Statistical Analysis of Cryptocurrencies. *J. Risk Financial Manag.* 2017, 10, 12.
5. Дербенцев В.Д., Сердюк О.А., Соловйов В.М., Шарапов О.Д. Синергетичні та екофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем. Монографія. – Черкаси: Брама-Україна, 2010. – 287 с.
6. Безручко Б.П., Смирнов Д.А. Математическое моделирование и хаотические временные ряды. Саратов: ГосУНЦ «Колледж», 2005. – 320 с.

**Науковий керівник:** Коляда Ю.В., к.т.н., професор кафедри економіко-математичних методів ДВНЗ «КНЕУ імені Вадима Гетьмана».