

РОЗДІЛ 7. МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ, МОДЕЛІ
ТА ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ В ЕКОНОМІЦІСИНЕРГЕТИЧНІ МЕТОДИ В ПРОГНОЗУВАННІ ДИНАМІКИ ПРОЦЕСІВ
ФОНДОВИХ РИНКІВSYNERGETIC METHODS IN PREDICTING THE DYNAMICS
OF SOCIAL AND ECONOMIC PROCESSES

Статтю присвячено прогнозуванню динаміки процесів, що відбуваються на фондовому ринку, методами хаотичної динаміки. Хаотична динаміка є одним із напрямів синергетики. Незважаючи на те що для моделювання прогнозів котирувань цінних паперів існує багато ефективних методів, для фондових ринків, що розвиваються, характерна наявність довгострокової стійкості та короткочасної нестабільності. У такій ситуації для дослідження процесів може бути використана теорія хаосу, що містить у собі методи теорії динамічних систем і фрактального аналізу. Наведено приклад практичної реалізації даного підходу із застосуванням нейронних мереж. Нейронні мережі мають здатність до навчання. При цьому в процесі навчання відбувається явище, аналогічне до самоорганізації. Саме така властивість характерна для хаотичних систем. Прогнозування динаміки цінних паперів може дати певний економічний ефект, конкретну фінансову вигоду власникам цінних паперів.

Ключові слова: синергетика, детермінований хаос, фрактальний аналіз, хаос-динамічний аналіз, цінні папери, нейронні мережі.

Статья посвящена прогнозированию динамики происходящих на фондовом рынке процессов методами хаотической динамики. Хаотическая динамика является одним из направлений синергетики. Для моделирования прогнозов котировок ценных бумаг существует много эффективных методов, но для развивающихся фондовых рынков характерно наличие долгосрочной устойчивости и кратковременной нестабильности. В такой ситуации для исследования процессов может быть использована теория хаоса, содержащая методы теории динамических систем и фрактального анализа. В статье приведен пример практической реализации данного подхода с использованием нейронных сетей. Нейронные сети обладают способностью к обучению. При этом в процессе обучения происходит явление, аналогичное самоорганизации. Именно такое свойство характерно для хаотических систем. Прогнозирование динамики ценных бумаг может дать определенный экономический эффект, конкретную финансовую выгоду владельцам ценных бумаг.

Ключевые слова: синергетика, детерминированный хаос, фрактальный анализ, хаос-динамический анализ, ценные бумаги, нейронные сети.

УДК 519.24

DOI: <https://doi.org/10.32843/infrastruct61-43>

Андрієнко В.М.¹

к.е.н., доцент

Державний університет
«Одеська політехніка»

Ємельянова Д.О.

магістрант

Державний університет
«Одеська політехніка»

Andrienko Valentina

State University «Odessa Polytechnic»

Emelyanova Daria

State University «Odessa Polytechnic»

This article is devoted to forecasting the dynamics of processes occurring in the stock market, the methods of chaotic dynamics. Chaotic dynamics is one of the areas of synergetics. Although there are many effective methods for modeling securities price forecasts, emerging stock markets are characterized by long-term stability and short-term instability. In this situation, to study the processes occurring in the markets, chaos theory can be used, which includes methods of theory of dynamical systems and fractal analysis. An example of practical implementation of this approach using neural networks for the share price of the company "Pharmacy 36 and 6" at the close of trading for 2014–2019. The company "Pharmacy 36 and 6" is a retail network of pharmacies "Lekpharm", which is actively working and developing in the pharmaceutical market of Ukraine since 2001. The initial data were obtained on the website of the holding "FINAM". Neural networks have the ability to learn. At the same time, in the process of learning there is a phenomenon similar to self-organization. This property is characteristic of chaotic systems. The most important characteristics of chaos-dynamic analysis are calculated: Hausdorff dimension and Kolmogorov entropy. Their values indicate that the studied statistical series contains a chaotic component. The algorithm of technical application of neural networks is offered in the article. The model is built using neural network technology. Some of the input parameters of the network are determined based on the analysis performed. Comparison of the results obtained on the model deviate slightly from the actual data. It could be considered, that the model is adequate and can be used in practice. Forecasting the dynamics of securities can give a certain economic effect, a specific financial benefit to the owners of securities. Synergistic methods do not always lead to a solution to a problem or task. But they lead to a deeper and more accurate understanding of reality, which allows one to give an explanation for incomprehensible phenomena, such as pre-construction stability and short-term instability. Therefore, the synergistic economic paradigm has an interest on the part of researchers and policy makers.

Key words: synergetics, deterministic chaos, fractal analysis, chaos - dynamic analysis, securities, neural networks.

Постановка проблеми. Моделювання прогнозу котирувань цінних паперів може дати певний економічний ефект, конкретну фінансову вигоду власникам цінних паперів. Усебічний аналіз та побудова на його основі математичних моделей, що дають змогу краще зрозуміти поведінку фондового ринку, залишаються дуже актуальними

завданнями. У зв'язку із цим пред'являються підвищені вимоги до якості інструментарію, що застосовується для аналізу, моделювання та прогнозування динаміки процесів на фондових ринках. Але фондовий ринок – це найскладніший процес. Сучасна наука розглядає цей процес як нелінійний, у якому мають місце автоколивання,

¹ ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6137-1441>

авторегресії, гетероскедастичність та інші трансформції. Ці явища самоорганізаційно створюють турбулентність і невизначеність, які не піддаються формалізованому опису, тому проблема побудови адекватного інструментарію досить складна, і її не можна назвати нині вирішеною.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Сьогодні розроблено відповідні методи аналізу та прогнозування фондових ринків у рамках таких традиційних підходів: технічний та фундаментальний аналіз, підходи, засновані на застосуванні математичних методів – теорії детермінованого хаосу та розробках у галузі штучного інтелекту [1–7]. Теорія детермінованого хаосу є одним з напрямів синергетики. Питанням застосування методології синергетики під час дослідження процесів на фондових ринках займалися відомі зарубіжні вчені: А. Пуанкаре, Е. Петерс, Б. Мандельброт, А.Н. Колмогоров, В.І. Арнольд, а також вітчизняні: В.Д. Дербенцев, О.А. Сердюк, В.М. Соловйов, О.Д. Шаратов, О.В. Піскун, В.М. Андрієнко та ін.

Сьогодні багато теоретиків і практиків, що працюють у сфері фондового ринку, сходяться на думці, що використовувані методи та інструменти прогнозування динаміки курсових цін акцій фондового ринку не мають прийнятної ефективності. Така ситуація зумовлена досить слабкою теоретичною основою. Найбільш перспективним напрямом створення ефективніших прогностичних інструментів уявляється розроблення у галузі штучного інтелекту [1]. Нижче викладено комплексний підхід із застосуванням теорії хаосу та інтелектуальних методів, а також наведено практичну реалізацію цього підходу на конкретних реальних даних.

Постановка завдання. Метою статті є вдосконалення інструментарію щодо здійснення на практиці процедур аналізу і побудови моделі для прогнозування на реальних статистичних рядах курсових цін акцій із використанням синергетичних напрямів.

Виклад основного матеріалу дослідження.

Наведемо приклад для ціни акцій компанії «Аптека 36 і 6» на момент закриття торгів за 2014–2019 рр. Компанія «Аптека 36 і 6» – це роздрібна мережа аптек «Лекфарм», яка активно працює та розвивається на фармацевтичному ринку України з 2001 р. Вихідні дані отримано на сайті холдинга «Финам» – www.finam.ru. Фрагмент даних наведено у таблиці на рис. 1. Для обчислювання скористуємося програмою Fractal, яка поширюється безкоштовно.

На рис. 2 представлено графік щоденної прибутковості компанії.

Із графіка видно, що дисперсія кластеризована, тобто періоди високої дисперсії чергуються з більш спокійними періодами, коли дисперсія відносно мала. Таке поєднання зазначених властивостей є

характерною особливістю фінансових статистичних рядів і свідчить про нелінійність процесу.

Обчислимо фрактальні характеристики. На рис. 3 представлено графіки нормованого розмаху та його лінійної апроксимації обчислено значення показника Херста.

Значення показника Херста становить 0,46, що свідчить про фрактальні властивості ряду. У даному випадку $0 < H < 0,5$, тобто ряд прибутковостей є антиперсистентним, тобто нестійким. Теоретично це означає, що динаміка процесу непередбачена, тобто має місто невизначеність процесу.

Циклам відповідають точки на графіку, у яких збігаються лінійна апроксимація і нормований розмах. Із рисунка видно, що графіки не співпадають практично на всьому діапазоні. Отже, закінчені цикли на ринку відсутні. Це може бути з двох причин: або недостатньо даних, або циклу не існує. У цьому разі за наявними даними важко зробити однозначний висновок.

Найважливішими характеристиками хаос-динамічного аналізу є: хаусдорфова розмірність $D = D_0$ і ентропія Колмогорова $K = K_1$ [2]. Обчислення цих показників надзвичайно складне і практично неможливе без використання комп'ютерних програм. На практиці використовують їхні оцінки знизу: кореляційну розмірність $D_2 \leq D_0$ і кореляційну ентропію $K_2 \leq K_1$. Ці показники обчислюються за допомогою кореляційного інтеграла і його узагальнення, який може бути оцінений безпосередньо для дискретної послідовності точок траєкторії.

На рис. 4 і 5 відповідно представлено графік кореляційної розмірності і кореляційної ентропії.

	A	B	C	D
1	Дата	Ціна At	Прибутковість Rt	LN(Rt)
2	06.01.2014	19.18		
3	08.01.2014	19.2	100.104	4.606
4	09.01.2014	19.39	100.990	4.615
5	10.01.2014	19.4	100.052	4.606
6	13.01.2014	19.52	100.619	4.611
7	14.01.2014	19.38	99.283	4.598
8	15.01.2014	19.36	99.897	4.604
9	16.01.2014	19.37	100.052	4.606
10	17.01.2014	19.4	100.155	4.607
11	20.01.2014	19.43	100.155	4.607
12	21.01.2014	19.38	99.743	4.603
13	22.01.2014	19.05	98.297	4.588
14	23.01.2014	19.03	99.895	4.604
15	24.01.2014	19	99.842	4.604
16	27.01.2014	18.75	98.684	4.592
17	28.01.2014	18.75	100.000	4.605
18	29.01.2014	18.55	98.933	4.594

Рис. 1. Вихідні дані для моделювання (фрагмент)

Джерело: власна розробка авторів

Файл Обработка Просмотр Параметры Помощь

Первый отчет: 0 Последний отчет: 1508 Оптим. задержка: 1 Макс. размерность:

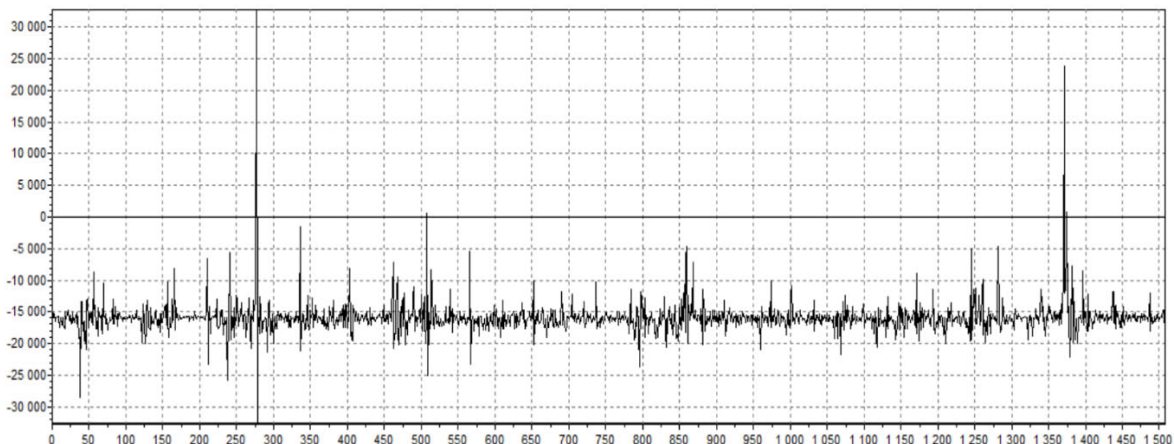


Рис. 2. Графік щоденних доходностей акцій компанії «Аптека 36 і 6»

Джерело: власна розробка авторів

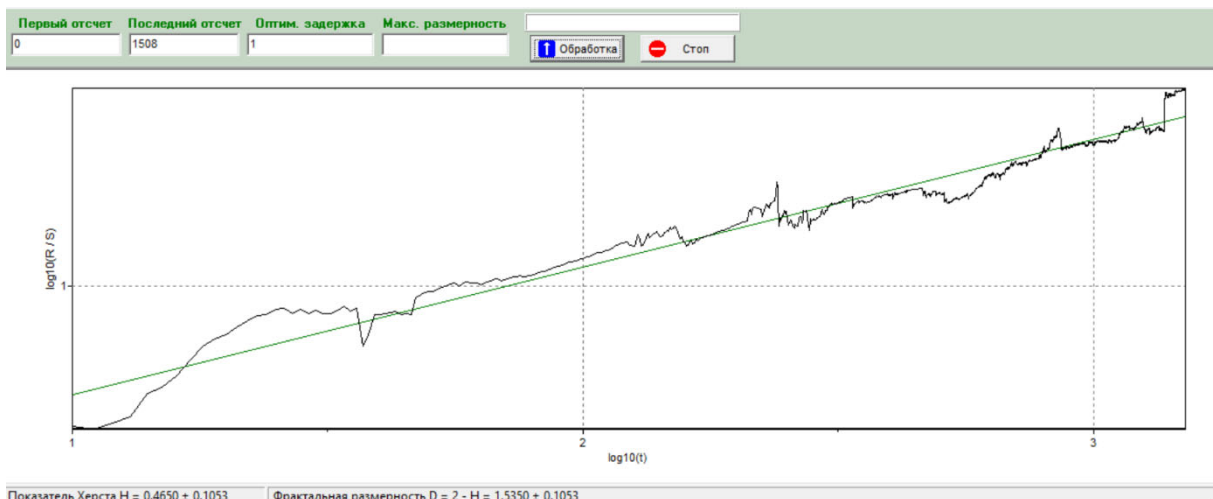


Рис. 3. Графіки нормованого розмаху та його лінійної апроксимації

Джерело: власна розробка авторів

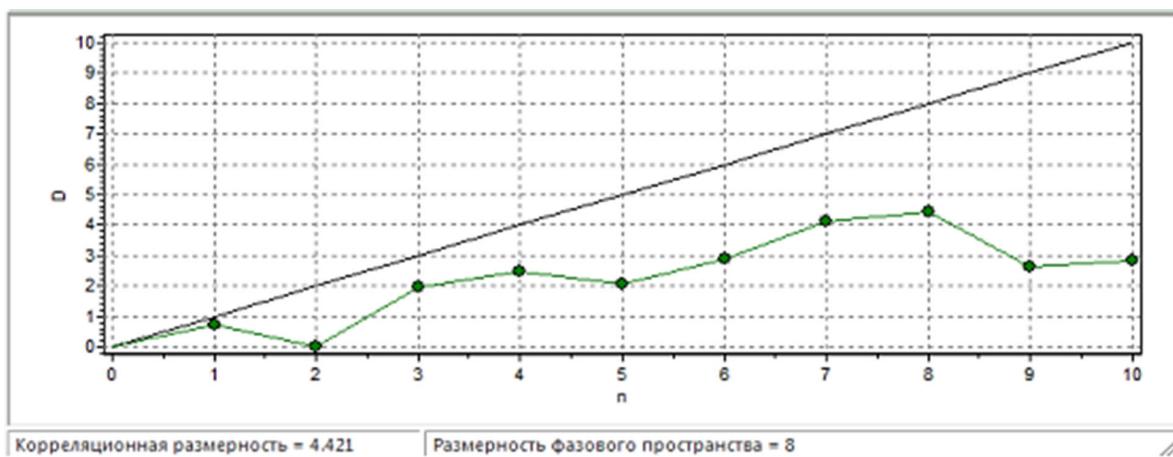


Рис. 4. Кореляційна розмірність

Джерело: власна розробка авторів

Кореляційна розмірність починає з моменту $n = 8$ спадати, потім прагне до постійного значення $D = 4$, що свідчить про присутність хаотичного складника. При цьому оцінка розмірності фазового простору (розмірність вкладення) $n \leq 2 \cdot 4 + 1 = 9$. Це дає змогу класифікувати ряд прибутковості як нелінійну динамічну систему.

Кореляційна ентропія визначається як середня швидкість розбіжності траєкторій точок. Для регулярних систем $K = 0$, для випадкових систем – $K \rightarrow \infty$, а для систем детермінованого хаосу – $0 < K < \infty$. Із рис. 2 видно, що кореляційна ентропія за $n = 10$ дорівнює $K_2 \approx 4,5$. Таким чином, виконується умова існування хаосу в системі.

Отримані результати свідчать про те, що статистичний ряд можна класифікувати як систему детермінованого хаосу.

Таку систему неможливо ефективно моделювати економетричними процесами, вона описується нелінійними диференціальними рівняннями, які залишаються невідомими. При цьому теорія хаосу допомагає побудувати модель системи, не ставлячи завдання точного передбачення поведінки хаотичної системи в майбутньому. Для побудови моделі привертають технології нейронних мереж і генетичних алгоритмів. Узагальнюючи досвід використання нейромереж [8–10], моделювання динаміки фінансових активів можна умовно розбити на такі етапи:

Перший етап – підготовка даних. На цьому етапі передбачається скласти базу даних із прикладів, характерних для даної задачі. Вихідні дані для прогнозування є табульованим текстовим файлом, який містить щоденні котирування за ціною закриття, на часовому інтервалі в один календарний рік. Для поліпшення якості прогнозу вихідний часовий ряд піддається попередній обробці.

Другий етап – попередня обробка. На цьому етапі використовують метод згладжування ковзним середнім. Цей метод передбачає використання вікон W_i і W_0 із фіксованими розмірами p_i та p_0 . З елементів навчальної множини за методом ковзного вікна формуються приклади для навчання нейронної мережі. Для отримання якісного прогнозу та скорочення часу навчання нейронної мережі слід вибирати не самі котирування A_t ($t = 0, 1, 2, \dots, n$ моменти часу, n – кількість днів), а логарифм їх відносного збільшення $\ln \frac{A_t}{A_{t-1}}$.

Третій етап – конструювання, навчання і оцінка якості мережі. Тут необхідно вибрати топологію мережі (кількість шарів, число нейронів у шарах і т. д.), функцію активації нейронів (наприклад, «сигмоїда»), алгоритм навчання мережі й оцінити якість роботи мережі на основі підтверджуючої множини або за іншим критерієм. Вибір оптимальної архітектури нейронної мережі та параметрів швидкості навчання h і постійної моменту a не має математичного рішення та проводиться досвідченим шляхом. Але деякі параметри мережі можливо визначити на основі інтелектуального аналізу емпіричних даних. Так, наприклад, розмірність вкладення аттрактора n визначає розмір скользящего вікна i , відповідно, кількість вхідних даних у моделях нейромереж [9].

Після завершення навчання нейронної мережі перевіряється якість прогнозу на елементах тестової множини. І тому обчислюється помилка прогнозування нейронної мережі за такою формулою

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{A_t - \bar{A}_t}{\bar{A}_t} - 100\%$$

де N – розмірність тестової множини; \bar{A}_t – прогнозоване значення тестового значення.



Рис. 5. Кореляційна ентропія

Джерело: власна розробка авторів

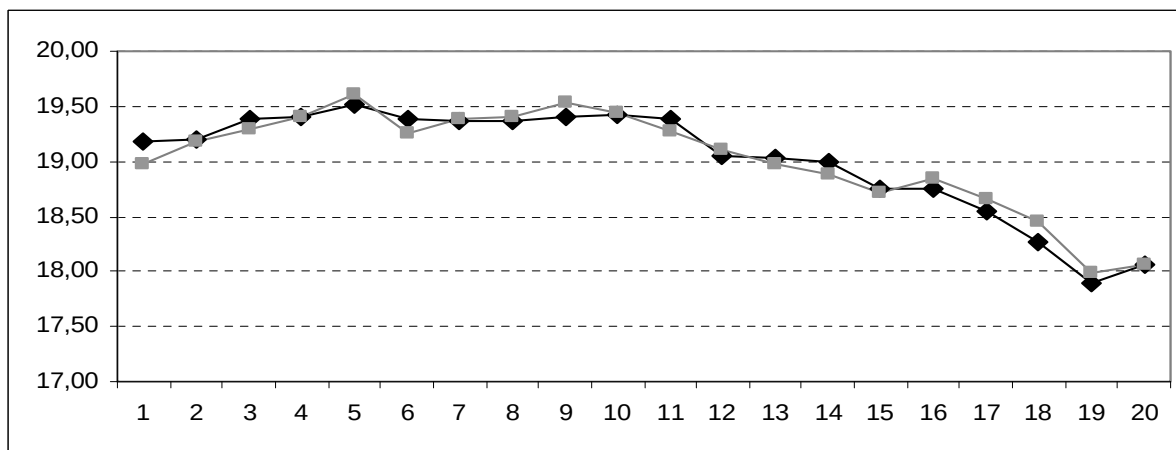


Рис. 6. Результат нейромережевого моделювання

Джерело: власна розробка авторів

За необхідності можна повернутися на етап 2, змінивши спосіб представлення зразків або змінивши базу даних.

На рис. 6 показано результати нейромоделювання динаміки акцій «Аптека 36 і 6» за даними перших 20 днів 2014 р.

Чорним кольором позначено фактичні дані, сірим – прогнозні. Для моделювання в пакеті *Matlab* застосована нейронна мережа Елмана [11]. Ця мережа здатна пам'ятати попередні дії та реалізовувати завдання навчання, які розгортаються в часі, що актуально для прогнозування часових рядів із пам'яттю. Мережа Елмана з одним нейроном у прихованому шарі та одним контекстним нейроном і створена за допомогою функції: $net = newelm([1\ 20], [1\ +\ 1], \{ 'tansig', 'tansig' \}, 'trainlm')$.

Як функція активації використовувалася функція гіперболічного тангенса – *tansig*. Для навчання застосовано алгоритм Левенберга – Марквардта – *trainlm*, заснований на оцінці матриці Гессе і відноситься до методів навчання іншого порядку. Прогнозна крива відображає тенденцію фактичної динаміки ринку, а середня квадратична помилка дорівнює 4,39. Таким чином, можна вважати модель адекватною.

Висновки з проведеного дослідження. Хаосдинамічний аналіз показав, що поведінка акції «Аптека 36 і 6» непередбачувана, тому неможливо побудувати модель прогнозування. Отже, синергетичні методи не завжди призводять до вирішення проблеми чи завдання. Але вони призводять до більш глибокого та точного розуміння реальності, що дає змогу дати пояснення незрозумілим явищам, таким як сумісність довгострокової стійкості та короткочасної нестабільності. Для прогнозування в такому разі можливо застосувати метод нейромережевого моделювання. Слід зазначити, що перевагою метода є те, що для нього не потрібно великої кількості емпіричних даних і не доводиться виконувати трудомістких обчислень.

Але вибір параметрів мережі багато в чому залежить від практичного досвіду розробника. Можна констатувати, що для ефективного прогнозування динаміки процесів ринку потрібні відповідні сучасним вимогам методи. Тому дослідження у цій галузі є актуальними та перспективними і залишатимуться такими протягом досить довгого періоду часу.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

1. Володин С.Н. Прогнозирование динамики курсовых стоимостей акций фондового рынка с применением резонансных систем искусственного интеллекта. URL: <https://publications.hse.ru/mirror/pubs/share/folder/517tp33v20/direct/176401688.pdf>.
2. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Интернет-трейдинг. Москва : Мир, 2000. 238 с.
3. Соловьёва В.В., Тулякова А.Ш. Использование мультифракталов в анализе фондовых рынков. *Інформаційні технології та моделювання в економіці: на шляху до міждисциплінарності* : монографія. Черкаси, 2013. С 130–140.
4. Пісун О.В. Застосування рекурентного аналізу для моніторингу фондових ринків. *Економічний форум*. 2012. № 2. С. 155–163.
5. Синергетичні та еконофізичні методи дослідження динамічних та структурних характеристик економічних систем : монографія / В.Д. Дербенцев та ін. Черкаси, 2010.
6. Яновский Л.П., Филатов Д.А. Анализ состояния финансовых рынков на основе методов нелинейной динамики. *Экономический анализ: теория и практика*. 2005. № 17(50). С. 5–16.
7. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рисков. Интернет-трейдинг. Москва, 2004. 304 с.
8. Кратович П.В. Нейросетевая модель прогнозирования финансовых рядов данных. *Программные продукты и системы*. 2010. № 1. URL: <http://www.swsys.ru/index.php?page=article&id=2455&lang=&lang=&like=1>.
9. Андриенко В.М., Андриенко В.А., Тулякова А.Ш. Интеллектуальный анализ фондовых рынков.

Ефективна економіка. 2012. № 4. С. 54–58. URL: <http://www.economy.nayka.com.ua/?n=4&y=2012>.

10. Бугорский В.Н., Сергиенко А.Г. Использование нейронных сетей для моделирования прогноза котировок ценных бумаг. *Прикладная информатика*. 2008. № 3(15). С. 3–11. URL: <http://www.ispolzovanie-neyronnyh-setey-dlya-modelirovaniya-prognoza-kotirovok-tsennyh-bumag.pdf>.

11. Хайкин С. Нейронные сети /пер. с англ. ; под ред. д.т.н. Н.Н. Куссуль. Москва : Вильямс, 2006. 1104 с.

REFERENCES:

1. Volodin S.N. Prognozirovaniye dinamiki kursovykh stoimostey aktsiy fondovogo rynka s primeneniym rezonansnykh sistem iskusstvennogo intellekta. Available at: <https://publications.hse.ru/mirror/pubs/share/folder/517tp33v20/direct/176401688.pdf> (accessed 18 July 2019)

2. Peters E. (2000) *Khaos i poryadok na ryinkakh kapitala*. Moscow. (in Russian)

3. Solov'eva V.V., Tulyakova A.Sh. (2013) Ispolzovaniye mul'tifraktalov v analize fondovykh ryнков Monografiya. *Informatsiyeni tekhnolohiyi ta modelyuvannya v ekonomitsi: na shlyakhu do mizhdystsyplinarnosti*. Cherkasy, pp. 130–140.

4. Piskun O.V. (2012) Zastosuvannya rekurentnoho analizu dlya monitorynhu fondovykh ryнкiv. *Ekonomichnyy forum*, no. 2, pp. 155–163.

5. Derbentsev V.D., Serdyuk O.A., Solovyov V.M., Sharapov O.D. (2010) Synerhetychni ta ekonofizychni metody doslidzhennya dynamichnykh ta stukturnykh kharakterystyk ekonomichnykh system. Monografiya. Cherkasy. (in Ukrainian)

6. Yanovskiy L.P., Filatov D.A. (2005) Analiz sostoyaniya finansovykh ryнков na osnove metodov nelineynoy dinamiki. *Ekonomicheskyy analiz: teoriya i praktika*, no. 17(50), pp. 5–16.

7. Peters E. (2004) *Fraktal'nyy analiz finansovykh riskov*. Moscow. (in Russian)

8. Kratovich P.V., D.A.Filatov (2010) Neyrosetevaya model prognozirovaniya finansovykh ryadov dannykh. *Programmnyye produkty i sistemy (electronic journal)*, no. 1. URL: <http://www.swsys.ru/index.php?page=article> (accessed 18 October 2021).

9. Andrienko V.M., Andrienko V.A., Tulyakova A.Sh. (2012) Intellektual'nyy analiz fondovykh ryнков. *Efektivna Ekonomika (electronic journal)*, no. 4, pp. 54–58. Available at: <http://www.economy.nayka.com.ua/?n=4&y=2012> (accessed 22 November 2021).

10. Bugorskiy V.N., Sergiyenko A.G. (2008) Ispolzovaniye neyronnykh setey dlya modelirovaniya prognoza kotirovok tsennykh bumag. *Prikladnaya informatika (electronic journal)*, no. 3(15), pp. 3–11. Available at: <http://www.ispolzovanie-neyronnyh-setey-dlya-modelirovaniya-prognoza-kotirovok-tsennyh-bumag.pdf> (accessed 11 October 2021)

11. Khaykin S. (2006) *Neyronnyye seti* / Per. s angl., 1104 p. / Pod red. d.t.n. N.N. Kussul.