

MODERN MATHEMATICAL METHODS, MODELS AND INFORMATION TECHNOLOGIES IN THE ECONOMY

Андрієнко В. М., к.е.н., доцент

Ємельянова Д. О., магістрант

*Одеський національний політехнічний університет
м. Одеса, Україна*

DOI: <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-158-9-23>

МОДЕЛЮВАННЯ ПРОГНОЗУ КОТИРУВАНЬ ЦІННИХ ПАПЕРІВ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕННОСТІ

Модель прогнозу котирувань цінних паперів допоможе підприємствам та організаціям визначити перспективи ринку, його динаміку, найбільш успішний та прибутковий напрямок інвестування. Використання моделювання прогнозу цінних паперів може дати певний економічний ефект, конкретну фінансову вигоду власникам цінних паперів. Незважаючи на те, що для моделювання прогнозів котирувань цінних паперів існує багато ефективних методів, але для ринків цінних паперів, що розвиваються, характерна наявність довгострокової стійкості та короткочасної нестабільності. У такій ситуації для дослідження процесів, що відбуваються на ринках, може бути використана теорія хаосу, що містить в собі методи теорії динамічних систем і фрактального аналізу.

Найважливішими характеристиками хаос-динамічного аналізу є: хаусдорфова розмірність $D = D_0$ і ентропія Колмогорова $K = K_1$ [1]. Обчислення цих показників надзвичайно складно і практично неможливо без використання комп'ютерних програм. На практиці використовують їх 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.

Продемонструємо застосування розглянутого підходу. Наведемо приклад для ціни акцій компанії «Аптека 36 і 6» на момент закриття торгів за 2014–2019 роки. Компанія «Аптека 36 і 6» – це роздрібна мережа аптек «Лекфарм», яка активно працює та розвивається на фармацевтичному ринку України з 2001 року. Вихідні дані отримані на сайті холдинга «ФІНАМ» – www.finam.ru Фрагмент даних наведено у таблиці 1. Для обчислювань скористуємось програмою FRACTAN, яка поширюється безкоштовно.

Таблиця 1

Початкові дані для моделювання

	A	B	C	D
1	Дата	Ціна A_t	Прибутковість R_t	$\ln(R_t)$
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
19	30.01.2014	18.27	98.491	4.590
20	31.01.2014	17.89	97.920	4.584
21	03.02.2014	18.07	101.006	4.615

На рис. 1 та рис. 2 представлені графіки *кореляційної розмірності* і *кореляційної ентропії*.

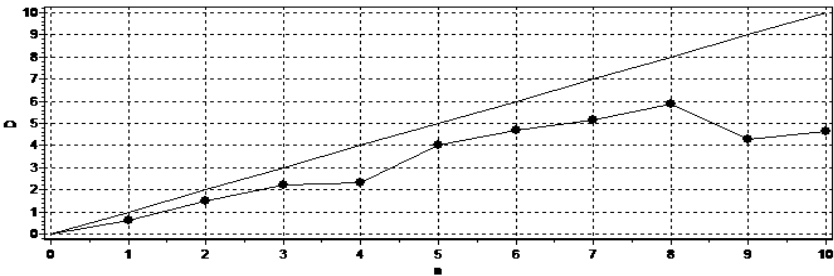


Рис. 1. Кореляційна розмірність

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

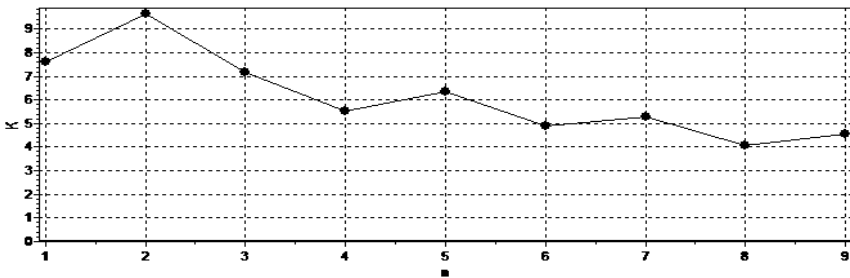


Рис. 2. Кореляційна ентропія

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 $0 < K < \infty$. З рис. 2 видно, що кореляційна ентропія при $n = 9$

дорівнює $K_2 \approx 4,5$. Таким чином, виконується умова існування хаосу в системі.

Отримані результати свідчать про те, що має місце детермінований хаос, що дозволяють класифікувати статистичний ряд, 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 [2; 3; 4], моделювання динаміки фінансових активів можна умовно розбити на наступні етапи:

Перший етап – підготовка даних. На цьому етапі передбачається скласти базу даних з 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 попередньої обробки.

Другий етап – попередня обробка. На цьому етапі використовують метод згладжування ковзним середнім. Цей метод передбачає використання вікон W_1 і W_0 з фіксованими розмірами p_1 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 в шарах і т.д.), функцію активації нейронів

(наприклад «сигмоїда»), алгоритм навчання мережі і 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 атрактора n визначає розмір ковзного вікна, що ковзає, i , відповідно, кількість вхідних даних у моделях нейромереж [3].

Після завершення навчання нейронної мережі перевіряється якість прогнозу на елементах тестової множини. І тому обчислюється помилка прогнозування нейронної мережі за такою формулою $\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{A_i - \bar{A}_i}{\bar{A}_i} - 100\%$, де N – розмірність тестового множини; \bar{A}_i – прогнозоване значення тестового значення A_i .

При необхідності можна повернутись на етап 2, змінивши спосіб представлення зразків або змінивши базу даних.

На рис. 3 показані результати нейромоделювання індексу «Аптека 36 и 6» за даними перших 20 днів 2014 року.

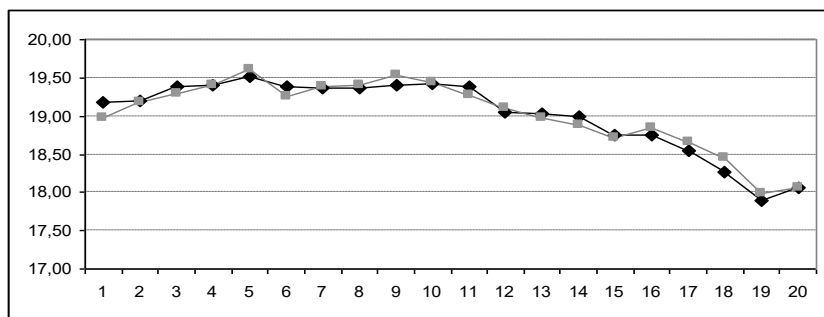


Рис. 3. Результат нейромережевого моделювання

Чорним кольором позначені фактичні дані, сірим – прогнози. Для моделювання в пакеті *Matlab* застосована нейронна мережа Елмана [5]. Ця мережа здатна пам'ятати попередні дії і реалізовувати завдання навчання, які розгортаються в часі, що актуально для прогнозування часових рядів з пам'яттю. Мережа Елмана з одним нейроном в прихованому шарі і одним контекстним нейроном створена за допомогою функції:

$$net = newelm ([1\ 20], [1\ 1], \{ 'tansig', 'tansig' \}, 'trainlm').$$

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

Слід зазначити, що перевагою нейромережевого моделювання 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.

Література:

1. Шустер Г. Детерминированный хаос. Москва : Мир, 1988. 240 с.
2. Кратович П.В. Нейросетевая модель прогнозирования финансовых рядов данных. *Международный научно-практический журнал «Программные продукты и системы»*. 2010. № 1. URL: <http://www.swsys.ru/index.php?page=article&id=2455&lang=&lang=&like=1>.
3. 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>.
4. В.Н. Бугорский, А.Г. Сергиенко Использование нейронных сетей для моделирования прогноза котировок ценных бумаг. *Прикладна інформатика*. 2008. № 3(15). С. 3–11. URL: <http://www.ispolzovanie-neuronnyh-setey-dlya-modelirovaniya-prognoza-kotirovok-tsennyh-bumag.pdf>.
5. Хайкин Саймон. Нейронные сети : полный курс, 2-е изд., испр. : Пер. с англ. Москва : ООО “И.Д. Вильямс”, 2006. 1104 с. / Под ред. д.т.н. Н.Н. Куссуль.