

УДК 004.021

DOI: 10.18413/2518-1092-2026-11-3-0-5

**Чашин Ю.Г.¹
Ширяев А.А.²**

**ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЦЕНЫ
АКЦИИ НА ОСНОВЕ ЕВКЛИДОВА РАССТОЯНИЯ**

¹) Белгородский государственный национальный исследовательский университет,
ул. Победы, 85, г. Белгород, 308015, Россия

²) Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования,
«МИРЭА – Российский технологический университет»,
пр-т Вернадского, 78, стр. 4, г. Москва, 119454, Россия

e-mail: chashin@bsuedu.ru

Аннотация

Данная статья посвящена исследованию метода прогнозирования цены акции на основе евклидова расстояния. Описывается широкое использование евклидова расстояния в науке, в частности исследуется применение в геоинформационных системах, физике и машинном обучении. В качестве данных для исследований предлагается использовать изменение цены акции Сбербанка, фондового рынка МосБиржи. Отмечается, что на фондовых рынках для прогнозирования используется фундаментальный и технический анализы. Постулатом технического анализа является утверждение, что в цене и ее истории движения заложена вся информация о рынке. Делается вывод о возможности использования евклидова расстояния для одномерного прогнозирования цены акции. В качестве данных предлагается использовать дневные цены акции, на момент закрытия, за пятилетний период. Формулируется алгоритм прогнозирования, который основывается на известной концепции «история повторяется». Производится предобработка данных: удаление данных за выходные и праздничные дни; перевод в процент изменения цены; обрезка аномальных всплесков; нормализация. Находятся евклидовы расстояния 976 отрезков изменения цены акции, с исследуемым отрезком. Приводится анализ полученных результатов. Прогнозирование на основе самого близкого отрезка дало точность 63,56%, а на основе десяти самых близких – 75,5 %. Отмечаются недостатки данного подхода, такие как не равномерность распределения евклидова расстояния. И отмечаются возможности по улучшению алгоритма, например дополнительное применение алгоритма динамической трансформации временной шкалы. Делается вывод, что тем не менее, полученный результат прогнозирования, например для трейдинга, является приемлемым.

Ключевые слова: методы прогнозирования; одномерное прогнозирование; евклидово расстояние; прогнозирование цены акции

Для цитирования: Чашин Ю.Г., Ширяев А.А. Исследование метода прогнозирования цены акции на основе евклидова расстояния // Научный результат. Информационные технологии. – Т.11, №3, 2026. – С. 49-58. DOI: 10.18413/2518-1092-2026-11-3-0-5

**Chashin Y.G.¹
Shiryaev A.A.²**

**INVESTIGATION OF A STOCK PRICE FORECASTING
METHOD BASED ON EUCLIDEAN DISTANCE**

¹) Belgorod State National Research University,
85 Pobedy St., Belgorod, 308015, Russia

²) Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education “MIREA – Russian Technological University”,
building 4, 78 Vernadsky Ave., Moscow 119454, Russia

e-mail: chashin@bsuedu.ru

Abstract

This article examines a stock price forecasting method based on Euclidean distance. It discusses the widespread use of Euclidean distance in science, specifically exploring its applications in geographic information systems, physics, and machine learning. Fluctuations in the share price of Sberbank (traded on the Moscow Exchange) are proposed as the data source for the study. The article notes that fundamental and technical analyses are commonly used for forecasting in stock markets, highlighting the fundamental tenet of technical analysis: that the price and its movement history encapsulate all market information. The study concludes that Euclidean distance can be

used for the univariate forecasting of stock prices. Daily closing prices over a five-year period are proposed as the data source. A forecasting algorithm is formulated based on the well-known concept that "history repeats itself." Data preprocessing involves removing data from weekends and holidays, converting values to percentage price changes, trimming anomalous spikes, and normalization. Euclidean distances are calculated between the price-change segment under analysis and 976 other segments. An analysis of the obtained results is presented. Forecasting based on the single closest segment yielded an accuracy of 63.56%, whereas using the ten closest segments resulted in 75.5% accuracy. Limitations of this approach, such as the non-uniform distribution of Euclidean distances, are noted, as are potential improvements – for instance, the additional application of the Dynamic Time Warping algorithm. Nevertheless, the conclusion is drawn that the forecasting result obtained is acceptable, particularly for trading applications.

Keywords: forecasting methods; univariate forecasting; Euclidean distance; stock price forecasting

For citation: Chashin Y.G., Shiryaev A.A. Investigation of a Stock Price Forecasting Method Based on Euclidean Distance. – Т.11, №3, 2026. – Р. 49-58. DOI: 10.18413/2518-1092-2026-11-3-0-5

ВВЕДЕНИЕ

Как известно, евклидово расстояние широко используется в геоинформационных системах, физике, машинном обучении и т.д. [1].

В геоинформационных системах (ГИС) евклидово расстояние используется для векторного анализа, растрового анализа и для построения зон влияния [2]. Векторный анализ позволяет находить кратчайшие пути между объектами, например между различными достопримечательностями. Растровый анализ используется в инструментах пространственного анализа, для вычисления расстояния от центра каждой ячейки растра до ближайшего источника, например в ArcGIS Pro [3]. Зоны влияния позволяют строить буферные зоны вокруг объектов, как например в ArcGIS Online [4]. Причем имеются ограничения и особенности. Так системы координат работают корректно только в плоских прямоугольных проекциях. На малых масштабах, игнорирование геодезической кривизны Земли приводит к серьезным ошибкам. Так для глобальных карт и больших расстояний рекомендуется использовать геодезическое расстояние или манхэттенское расстояние, как например в GIS-Lab [5].

В физике евклидово расстояние – это длина прямой линии между двумя точками в трехмерном пространстве [6]:

$$L = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2},$$

где (x_1, y_1, z_1) – координаты первой точки, (x_2, y_2, z_2) – координаты второй точки.

Оно применяется для определения положения тела в декартовой системе координат; расчета длины вектора перемещения материальной точки; нахождения расстояния между зарядами в законе Кулона, или между массами в законе всемирного тяготения; моделирования движения классических механических систем. Также, евклидово расстояние, в физике имеет ряд ограничений: не работает в теории относительности; неприменимо на больших космических масштабах, где геометрия Вселенной искривлена из-за гравитации [7].

В машинном обучении евклидово расстояние используется, например в алгоритмах k-ближайших соседей (k-NN) [8, 9] и сетях Кохонена (SOM) [10].

В алгоритме k-NN прогнозирование на основе евклидова расстояния состоит из двух основных этапов: расчета мер различия (или метрик различия) последнего с прошлыми периодами, и вычисления самого значения прогноза.

Мера различия, для двух векторов, последнего $X_{\text{последний}}$ и i -го прошлого $X_{\text{прошлый}}(i)$, представляет собой значение:

$$\begin{aligned} X_{\text{последний}} &= [y_{t-n+1}, y_{t-n+2}, \dots, y_{t-1}, y_t], \\ X_{\text{прошлый}}(i) &= [y_i, y_{i+1}, \dots, y_{i+n-1}], \\ d(X_{\text{последний}}, X_{\text{прошлый}}(i)) &= \sqrt{\sum_{j=0}^{n-1} (y_{t-j} - y_{i+n-j})^2}, \end{aligned}$$

где t – номер прошлого, последнего периода, n – длина векторов.

Значение прогноза представляет собой среднее арифметическое k наименьших найденных мер различий:

$$\bar{y}_{t+1} = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k y_{i_m+n},$$

где $i_m + n$ – индексы k наименьших мер различий.

В сетях Кохонена, при кластеризации, находится нейрон-победитель по минимальному евклидовому расстоянию, между весами нейрона и вектором входных сигналов [11]. Для весовых коэффициентов каждого нейрона w_{ik} , и входного вектора s_j^p рассчитывается мера различия:

$$w_{ik} (j = 1..n, k = 1..m),$$

$$s_j^p (s_1^p, \dots, s_n^p),$$

$$d(A_p) = \sum_{j=1}^n (w_{jk} - s_j^p)^2,$$

где n – количество входов нейрона (или элементов входного сигнала), m – количество нейронов (или максимально возможное число кластеров), $p = 1..m$.

Далее, для найденного, таким образом, нейрона-победителя производится корректировка весовых коэффициентов, с целью уменьшения этой меры, для того чтобы этот нейрон лучше соответствовал входному сигналу s_j^p .

Таким образом, как видно из вышенаписанного, евклидово расстояние широко используется в различных областях науки, и его исследование важно как для понимания механизма его работы, так и для разработки новых подходов и алгоритмов.

ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЦЕНЫ АКЦИИ НА ОСНОВЕ ЕВКЛИДОВА РАССТОЯНИЯ

Исследуем одномерное прогнозирование, на основе евклидова расстояния, на реальных данных изменения цены акции.

В качестве данных используем изменение цены акции Сбербанка (SBER) фондового рынка МосБиржи (ИМОЕХ) [12]. Для прогнозирования на фондовых рынках используют два метода: фундаментальный и технический анализ.

Фундаментальный анализ (ФА) – это метод оценки справедливой цены акции через изучение финансовых и экономических показателей бизнеса, с целью понять сильна ли компания, и стоят ли её акции на бирже дешевле или дороже их реальной ценности [13]. ФА включает следующие уровни анализа: макроэкономический, отраслевой и анализ самой компании. Макроэкономический изучает инфляцию, валовый внутренний продукт (ВВП), ключевую ставку и ситуацию в мире. Отраслевой – оценку положения сектора экономики, где работает компания, ее конкурентов. Анализ самой компании включает анализ бизнес-модели, качества управления, различной отчетности. ФА помогает находить недооцененные компании для инвестиций, однако требует много времени и ресурсов, и не работает для краткосрочных прогнозов.

Технический анализ (ТА) – это анализ графика цены с использованием различных методов на основе прошлых котировок и объемов торгов. Основным постулатом ТА является утверждение, что в цене и ее истории движения заложена вся информация о рынке [14]. Главными принципами ТА являются: движение цены, тренды и повторяемость. Движение цены – рынок учитывает абсолютно всё, что влияет на стоимость акции. Тренды – цены двигаются направленно: вверх, вниз или боком. Повторяемость – психология людей на бирже не меняется, поэтому фигуры на графиках работают одинаково из года в год.

Таким образом классический ТА основывается, в основном, только на анализе прошлых цен, что дает возможность использовать данный подход к прогнозированию с использованием евклидова расстояния, как к одномерному прогнозированию.

РЕЗУЛЬТАТЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Будем использовать данные цены акции на момент окончания дневных торгов. Главными преимуществами дневного графика в ТА является высокая точность сигналов, и отсутствие лишнего «рыночного шума», что позволяет отслеживать главные тренды и снижать уровень стресса при принятии решений. Высокая точность сигналов достигается за счет сглаживания дневных скачков цен. При этом дневной анализ удобен как для среднесрочной торговли, так и для долгосрочных инвесторов [14].

Для экспорта цен акции Сбербанка (SBER) воспользуемся официальным сайтом холдинга «Финам» [15]. Инвестиционный холдинг «Финам» – это российская финансовая группа, основная деятельность компании связана с оказанием брокерских, инвестиционных и банковских услуг, доступом к торгам на российских и мировых биржах, а также управлением активами клиентов [16]. Экспортируем данные за максимальный бесплатно-доступный период. Период основных данных начинается с 18.05.2021 и заканчивается 20.04.2026, исследуемых – с 25.03.2026 по 25.04.2026 (рисунок 1).

<pre> <DATE> <TIME> <OPEN> <HIGH> <LOW> <CLOSE> <VOL> 20210518 0000 303.5 305.24 301.01 303.94 28.344.110 20210519 0000 305.04 306.62 303.33 305.78 35.434.660 20210520 0000 304.38 304.88 295.1 297 71.633.830 20210521 0000 297.94 298.37 293 296.72 58.479.500 20210522 0000 296.82 302.98 294.9 301.23 51.370.530 20210525 0000 302.05 304.75 299.59 300.7 30.764.260 20210526 0000 301.78 307.4 301.57 306.8 37.526.860 20210527 0000 307.81 309.5 305.33 307.01 35.255.410 20210528 0000 306.39 313.9 305.72 312.72 70.727.920 20210529 0000 313.3 314 309.06 309.56 35.412.970 20210601 0000 309.3 312.6 308.82 310.79 23.651.780 20210602 0000 312.6 314.17 310.03 311.6 37.510.420 20210603 0000 311.59 314 310.61 313.98 26.981.700 20210604 0000 314.8 315.71 309.87 312.41 34.459.100 </pre>	<pre> <DATE> <TIME> <OPEN> <HIGH> <LOW> <CLOSE> <VOL> 20260325 0000 317.43 317.9 315.72 317.17 12.485.336 20260326 0000 317.36 319 316.49 317.02 8.775.397 20260327 0000 317.4 317.7 315.26 315.92 13.351.853 20260328 0000 316.3 316.69 313.5 313.88 23.615.827 20260329 0000 313.9 314.26 313.31 314.13 1.050.754 20260330 0000 314.13 314.89 314.05 314.89 856.008 20260331 0000 315.08 316.3 312.4 314.48 25.226.578 20260401 0000 315 315.63 313.43 314.22 13.038.358 20260402 0000 314.66 317.47 314.15 316.71 18.955.305 20260403 0000 316.75 317.21 315.18 316.27 9.368.358 20260404 0000 316.49 317.41 314.21 314.65 14.789.488 20260405 0000 315.03 315.44 314.64 315.12 1.017.258 20260406 0000 315.1 315.4 314.55 315.03 915.253 20260407 0000 315.04 319.75 314.6 318.98 35.503.316 </pre>
--	---

Рис. 1. Фрагменты данных в текстовом формате

а – основные данные, б – исследуемые данные

Fig. 1. Data fragments in text format

a – basic data, b – data under study

Данные представлены в текстовом формате, и содержат столбцы: дата (DATE), цена открытия (OPEN), максимального (HIGH) и минимального (LOW) значения за день, цена на момент закрытия дневных торгов (CLOSE) и объем торгов (VOL). Как видно, данные содержат строки за все календарные дни, включая выходные и праздничные, в которые торги не проводились, и цена оставалась неизменной. После удаления данных за выходные и праздничные дни, получим 998 основных данных и 22 исследуемых (рисунок 2).

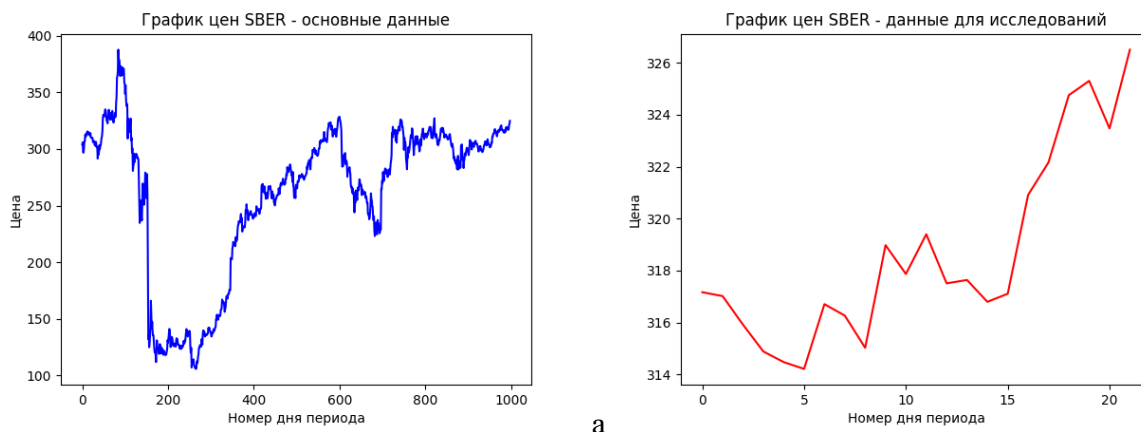


Рис. 2. Графики цен

а – основных данных, б – исследуемых данных

Fig. 2. Price charts

a – reference data, b – data under study

Идея исследуемого подхода к прогнозированию схожа с одномерным прогнозированием в k-NN [8, 9], и будет основываться на известной концепции «история повторяется» [14]: разделим основные данные на фрагменты (или окна в k-NN, или срезы в NumPy, далее будем называть срезами) из 20-ти в подряд идущих цен, со сдвигом в одну цену между соседними срезами. Для всех таких срезов, кроме последнего, будет известна цена, на момент закрытия следующего рабочего дня. Так же возьмем последний срез, такого же размера, из исследуемых данных, для которого, предположительно цены на следующий день пока нет, и которую необходимо спрогнозировать. Из основных данных найдем, по минимальному Евклидову расстоянию, самый близкий срез исследуемому. В таком случае есть вероятность, что по известному изменению цены, за найденным срезом, можно спрогнозировать будущую цену за исследуемым, т.е. спрогнозировать цену на завтра.

Выше, для исследований, были выбраны срезы длиной в 20 непрерывно идущих цен. Эта длина должна обеспечивать баланс между сглаживанием шума и сохранением деталей данных. Маленькое значение делает модель слишком гибкой, при этом возникает риск переобучения. При большом значении происходит сглаживание границ классов, т.е. возникает риск недообучения. В алгоритме k-NN нет жестких правил по этому размеру, обычно он выбирается эмпирическим путем из диапазона 10-50. Так же в литературе [17] можно встретить правило квадратного корня:

$$k = \sqrt{N},$$

где k – рекомендация по длине среза, N – количество данных.

В нашем случае, при такой рекомендации, значение $k = \sqrt{998} = 31,59$. Однако была выбрана длина среза 20, для некоторого увеличения гибкости модели.

Для возможности использования данных в машинном обучении произведем предобработку основных и исследуемых данных:

1. Преобразуем данные в процент изменения цены. Это необходимо, т.к. тенденция может повторяться, но уже на других уровнях цен. В результате получим основные данные с наибольшим падением в -52,86%, и наибольшим ростом в 13,88% (рисунок 3а).

2. Обрежем аномальные всплески до диапазона от -15% до 15% (рисунок 3б).

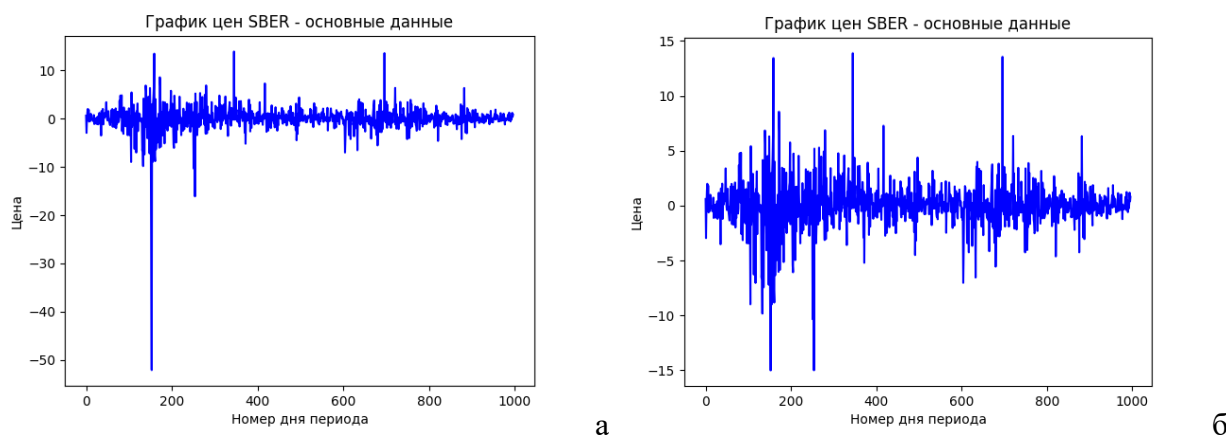


Рис. 3. Преобразование данных

а – в процент изменения цены, б – удаление аномальных всплесков

Fig. 3. Data transformation

a – conversion to price percentage change, b – removal of anomalous spikes

3. Для более быстрого и точно обучения, произведем нормализацию данных в диапазон от -1 до 1.

В результате получим данные размером соответственно 997 и 21. Для основных данных получили диапазон от -1 до 0,925, для исследуемых от -0,039 до 0,082 (рисунок 4).

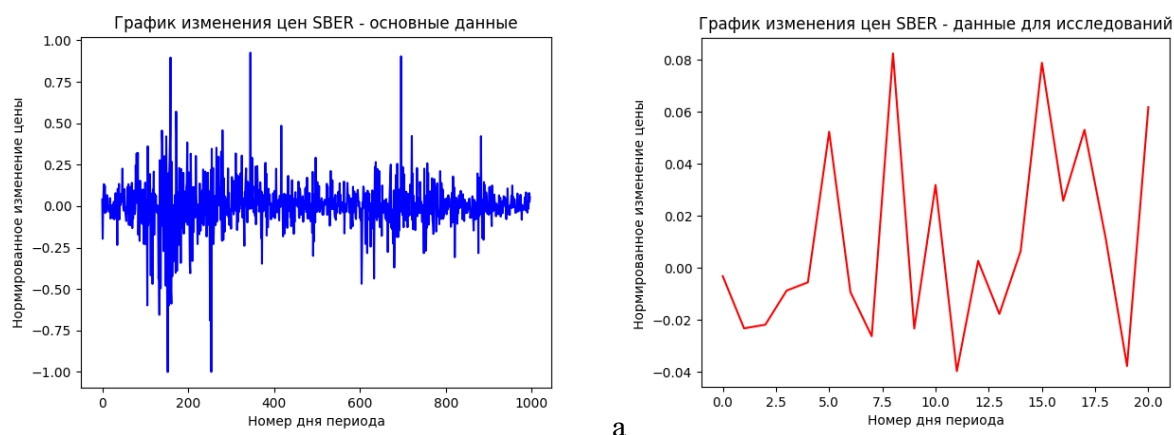


Рис. 4. Обработанные данные

а – основные данные, б – исследуемые данные

Fig. 4. Processed data

а – primary data, б – data under study

Из основных данных получим срезы, каждый по 20 непрерывных данных. После исключения последнего, для которого нет данных на следующий день, их количество составит 976.

Найдем евклидовы расстояния (меры расхождения) этих срезов с исследуемым, и их распределение в массиве. Получим диапазон – от 0,029 до 5,42 (рисунок 5а).

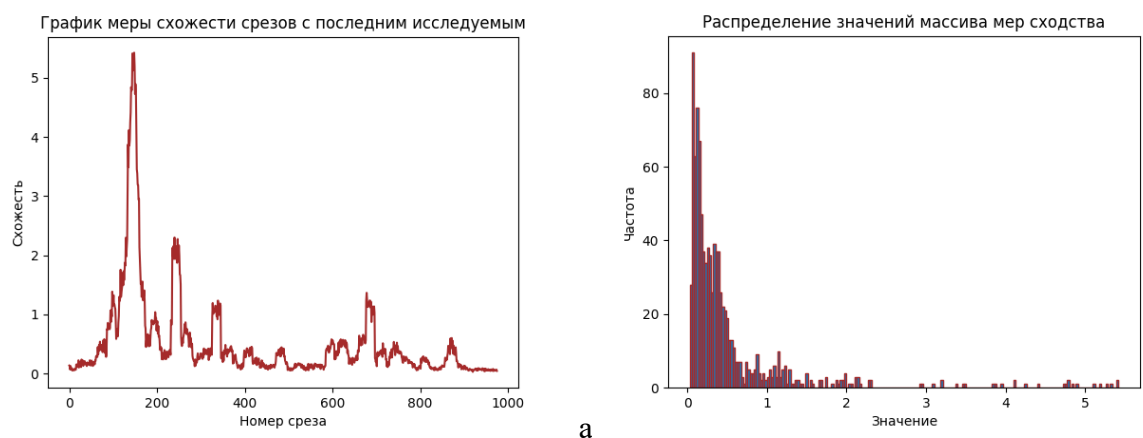


Рис. 5. Евклидовы расстояния

а – срезов с исследуемым, б – их распределение

Fig. 5. Euclidean distances

а – between sections and the sample under study, б – their distribution

В таблице 1 приведены данные исследуемого среза и самого похожего, с наименьшим евклидовым расстоянием, а на рисунке 6 их графики.

Таблица 1

Данные исследуемого (А) и самого похожего (В) срезов

Table 1

Data for the section under study (A) and the most similar section (B)

A(1-5)	-0.02321263	-0.02180656	-0.0086916	-0.0055163	0.05241388
B(1-5)	-0.02811642	-0.03400009	-0.04534543	-0.04926329	0.06497034
A(6-10)	-0.00927478	-0.02624089	0.08255481	-0.02327996	0.03193488
B(6-10)	0.03046055	-0.03929927	0.05045998	-0.06339673	0.00444593

A(11-15)	-0.03968379	0.00272846	-0.01767677	0.00651719	0.07894217
B(11-15)	-0.04250559	0.02585016	-0.04328859	0.03014268	0.01292508
A(16-20)	0.02586706	0.0531691	0.01127165	-0.03771602	0.0618683
B(16-20)	0.05963029	0.0386448	0.00899034	0.05350909	-0.00587813

Самым «похожим» оказался 920 срез со значением 0,029.

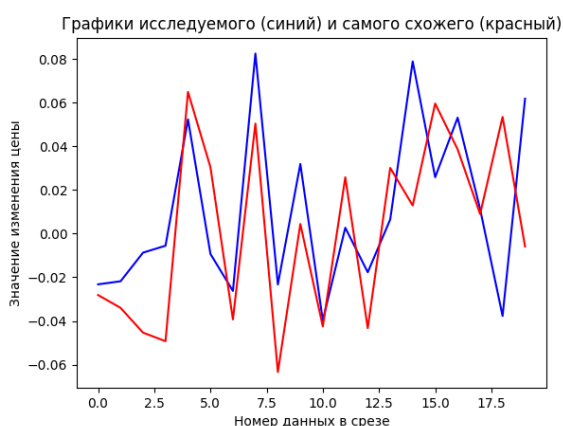


Рис. 6. Графики исследуемого среза (синий) и самого «похожего» (красный)
Fig. 6. Plots of the section under study (blue) and the "most similar" one (red)

Проанализируем следующие данные за срезами, представленными на рисунке 5а. Для исследуемого это 0.018123135506073012, для найденного 0.011518609073620706. Таким образом, по этим данным, можно правильно спрогнозировать рост искомой цены, т.к. оба положительны. Точность предсказания цены составила 63,56%, а погрешность 36,44%.

Рассмотрим десять самых близких срезов по евклидову расстоянию. Ими оказались срезы, по возрастанию значений: 920, 948, 946, 975, 968, 967, 960, 965, 7, 911. Следующие значения, за этими срезами представлены в таблице 2 и на графике (рисунок 7).

Таблица 2

Следующие значения после срезов, для самых близких срезов

Table 2

The values following the slices, for the nearest slices

920	0.011518609073620706
948	0.03414479924122678
946	-0.015643415836279036
975	0.02586706398476947
968	-0.023279957215214052
967	0.08255481012393766
960	-0.023212627669451463
965	0.009274775771756153
7	0.026492942453855098
911	0.025850158220796563

В этом случае можно с вероятностью 60% сказать, что искомая цена возрастет, среднее значение составит 0.013501760660550557, точность 75,5%, а погрешность 24,5%

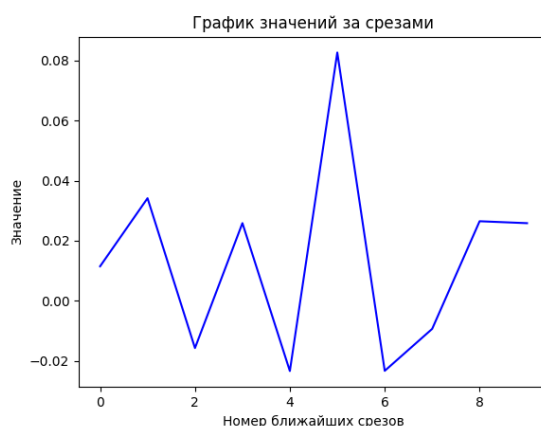


Рис. 7. График значений за срезами самых близких десяти срезов
Fig. 7. Graph of values based on the ten nearest slices.

Таким образом, с использованием евклидова расстояния, была спрогнозирована цена акции, с точностью 75,5%, и погрешностью в 24,5%. Как видно, у такого подхода много недостатков, например не равномерное распределение евклидовых расстояний (рисунок 5б).

Считается, что трейдерам для получения стабильной прибыли достаточно 50-55% точности прогноза [18], т.е. можно считать полученный результат, в некоторой степени, приемлемым.

Отметим, что существует множество методов улучшения такого подхода к прогнозированию. Например, повысить точность можно за счет применения алгоритма динамической трансформации временной шкалы (Dynamic Time Warping), который позволяет измерять схожесть двух временных рядов, которые могут различаться по скорости (времени, длине) [1, 19].

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Список литературы

1. Нильсен Э. Практический анализ временных рядов. Прогнозирование со статистикой и машинное обучение / перевод с английского под редакцией А.А. Алябьева. – Москва: Диалектика / Вильямс, 2021. – 544 с.
2. Лурье И.К. Геоинформационное картографирование. Методы геоинформатики и цифровой картографии: учебник / 4-е изд., испр. и доп. – Москва: Издательство Московского университета, 2021. – 424 с.
3. Майкл К. Введение в ГИС на базе ArcGIS Pro: руководство пользователя / перевод с английского. – Москва: ДМК Пресс, 2023. – 312 с.
4. Pimpler E. Programming ArcGIS Web Development: Create and share dynamic Web GIS apps using ArcGIS API for JavaScript / Birmingham: Packt Publishing, 2017. – 342 p.
5. Суворов И.В. Расчет евклидова расстояния и построение зон близости в открытых ГИС // GIS-Lab. – 2014. URL: gis-lab.info (дата обращения: 13.05.2026).
6. Сивухин Д.В. Общий курс физики: учебное пособие для вузов: в 5 томах. Том 1. Механика / 6-е изд., стереотип. – Москва: Физматлит, 2019. – 560 с.
7. Иродов И.Е. Электромагнетизм. Основные законы: учебное пособие для вузов / 11-е изд. – Москва: Лаборатория знаний, 2022. – 312 с.
8. Бхаргава А. Грокаем алгоритмы. Иллюстрированное пособие для программистов и любопытствующих / перевод с английского Е.В. Гупало. – Санкт-Петербург: Питер, 2017. – 288 с.
9. Флах П. Машинное обучение. Наука и искусство построения алгоритмов, которые извлекают знания из данных / перевод с английского А.А. Слинкина. – 2-е изд. – Москва: ДМК Пресс, 2021. – 400 с.
10. Кохонен Т. Самоорганизующиеся карты / перевод с английского под редакцией И.В. Котенко. – Москва: Лаборатория знаний, 2017. – 655 с.
11. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / перевод с английского под редакцией Н.Н. Куссуль. – 2-е изд., испр. – Москва: Вильямс, 2019. – 1104 с.

12. Московская Биржа: котировки, акции, облигации, валютный рынок: официальный сайт. – Москва, 2011-2026. URL: <https://www.moex.com/>. (дата обращения: 13.05.2026).
13. Грэм Б., Додд Д. Анализ ценных бумаг / перевод с английского. – Москва: Вильямс, 2016. – 880 с.
14. Швагер Д.Д. Технический анализ. Полный курс / перевод с английского П.А. Самсонов и др. – Москва: Альпина Паблишер, 2017. – 808 с.
15. Экспорт данных Сбербанк // ФИНАМ. – 2007-2026. URL: <https://www.finam.ru/quote/moex/sber/export/>. (дата обращения: 13.05.2026).
16. ФИНАМ: инвестиционная компания. – Москва, 2007-2026. URL: <https://www.finam.ru/>. (дата обращения: 13.05.2026).
17. Хасты Т., Тибширани Р., Фридман Д. Элементы статистического обучения: интеллектуальный анализ данных, логический вывод и прогнозирование / перевод с английского. – Москва: Мир, 2020. – 768 с.
18. Винс Р. Математика управления капиталом: Методы анализа риска для трейдеров и портфельных менеджеров / перевод с английского. – Москва: Альпина Паблишер, 2021. – 400 с.
19. Müller M. Information Retrieval for Music and Motion. Berlin; Heidelberg: Springer, 2007. – 318 p.

References

1. Nilsen E. Practical Time Series Analysis: Prediction with Statistics and Machine Learning / ed. by A.A. Alyabiev. Moscow: Dialektika / Vilyams, 2021. 544 p.
2. Lurie I.K. Geoinformation Mapping. Methods of Geoinformatics and Digital Cartography: Textbook / 4th ed., rev. and augm. Moscow: Izdatelstvo Moskovskogo universiteta, 2021. 424 p.
3. Michael K. Introduction to GIS Based on ArcGIS Pro: User Guide / transl. from English. Moscow: DMK Press, 2023. 312 p.
4. Pimpler E. Programming ArcGIS Web Development: Create and share dynamic Web GIS apps using ArcGIS API for JavaScript / Birmingham: Packt Publishing, 2017. 342 p.
5. Suvorov I.V. Calculation of Euclidean Distance and Construction of Proximity Zones in Open GIS // GIS-Lab: [website]. 2014. URL: gis-lab.info (accessed: 13.05.2026).
6. Sivukhin D.V. General Course of Physics: Textbook for Universities: in 5 Volumes. Vol. 1. Mechanics / 6th ed., stereotype. Moscow: Fizmatlit, 2019. 560 p.
7. Irodov I.E. Electromagnetism. Basic Laws: Textbook for Universities / 11th ed. Moscow: Laboratoriya znaniy, 2022. 312 p.
8. Bhargava A. Grokking Algorithms. An Illustrated Guide for Programmers and the Curious / transl. from English by E. V. Gupalo. Saint Petersburg: Piter, 2017. 288 p.
9. Flach P. Machine Learning. The Art and Science of Algorithms that Make Sense of Data / transl. from English by A.A. Slinkin. 2nd ed. Moscow: DMK Press, 2021. 400 p.
10. Kohonen T. Self-Organizing Maps / ed. by I. V. Kotenko. Moscow: Laboratoriya znaniy, 2017. 655 p.
11. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation / ed. by N.N. Kussul. 2nd ed., rev. Moscow: Vilyams, 2019. 1104 p.
12. Moscow Exchange: quotes, stocks, bonds, currency market. Moscow, 2011-2026. URL: <https://www.moex.com/>. (accessed: 13.05.2026).
13. Graham B., Dodd D. Security Analysis / transl. from English. Moscow: Vilyams, 2016. 880 p.
14. Schwager J.D. Technical Analysis. Complete Course / transl. from English by P.A. Samsonov et al. Moscow: Alpina Publisher, 2017. 808 p.
15. Export of Sberbank data // FINAM. 2007-2026. URL: <https://www.finam.ru/quote/moex/sber/export/>. (accessed: 13.05.2026).
16. FINAM: investment company. Moscow, 2007-2026. URL: <https://www.finam.ru/>. (accessed: 13.05.2026).
17. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction / transl. from English. Moscow: Mir, 2020. 768 p.
18. Vince R. The Mathematics of Money Management: Risk Analysis Techniques for Traders and Portfolio Managers / transl. from English. Moscow: Alpina Publisher, 2021. 400 p.
19. Müller M. Information Retrieval for Music and Motion. Berlin; Heidelberg: Springer, 2007. 318 p.

Чашин Юрий Геннадиевич, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры математического и программного обеспечения информационных систем, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

Ширяев Алексей Александрович, кандидат технических наук, Директор, Институт радиоэлектроники и информатики, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА – Российский технологический университет», г. Москва, Россия

Chashin Yuri Gennadievich, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Mathematical and Software Support for Information Systems, Belgorod State National Research University, Belgorod, Russia

Shiryaev Alexey Alexandrovich, Candidate of Technical Sciences, Director, Institute of Radio Electronics and Informatics, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education “MIREA – Russian Technological University”, Moscow, Russia