

УДК 336.76.066

А.С. Аникеева, И.А. Езангина, Т.Б. Борискина

Волгоградский государственный технический университет, Волгоград,
email: anikeeva.00@bk.ru, ezangirina@rambler.ru, boriskina@list.ru

РАСШИРЕНИЕ МЕТОДОЛОГИИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФЬЮЧЕРСНОГО КОНТРАКТА НА ФИНАНСОВЫХ РЫНКАХ

Ключевые слова: прогноз, временной ряд, искусственный интеллект, нейросеть, финансовый рынок, фьючерсный контракт, фундаментальный анализ, технический анализ, метод искусственных нейронных сетей.

В статье прослеживается историческое становление методологии временных рядов в зарубежной и отечественной практике финансового анализа. Подчеркиваются преимущества данного метода в представлении прогноза будущего состояния динамичного явления или объекта. Анализируются известные точки зрения на прогноз динамики изменений на будущих рынках, опровергается универсальность фундаментального подхода и технического анализа в построении прогнозов финансовых рынков. Отмечается важность методологии искусственных нейронных сетей как вычислительного алгоритма и комплементарного инструмента прогнозирования на рынке срочных финансовых активов. На примере цены Фьючерсного контракта Si-6.21 сделана попытка доказать практическую значимость нейросетевого прогнозирования и методики временных рядов в прогнозировании поведения институций срочного валютного сектора финансового рынка. Построен алгоритм прогнозирования и описано решение данной задачи. Показан общий принцип работы нейронных сетей и дана точность прогноза.

A.S. Anikeeva, I.A. Ezangina, T.B. Boriskina

Volgograd State Technical University, Volgograd,
email: anikeeva.00@bk.ru, ezangirina@rambler.ru, boriskina@list.ru

EXPANDING THE METHODOLOGY FOR FORECASTING A FUTURE CONTRACT IN THE FINANCIAL MARKETS

Keywords: forecast, time series, artificial intelligence, neural network, financial market, futures contract, fundamental analysis, technical analysis, method of artificial neural networks.

The article presents the historical formation of the time series methodology in foreign and domestic practice of financial analysis. The advantages of this method in the presentation of the forecast of the future state of a dynamic phenomenon or object are emphasized. Known points of view on forecasting the dynamics of changes in future markets are analyzed, the universality of the fundamental approach and technical analysis in the construction of forecasts of financial markets is refuted. The importance of the methodology of artificial neural networks as a computational algorithm and a complementary forecasting tool in the market of fixed-term financial assets is noted. Using the price of the Si-6.21 futures contract as an example, an attempt is made to prove the practical importance of neural network forecasting and the time series methodology in predicting the behavior of institutions in the forward currency sector of the financial market. A forecasting algorithm is built and the solution to this problem is described. The general principle of operation of neural networks is shown and the forecast accuracy is given.

Все большее число современных экономических процессов требуют превентивного прогноза для принятия максимально верного решения. Среди методов прогнозирования особое место занимает анализ временных рядов. Актуальность метода заключается в возможности получения детальной информации о будущем состоянии объекта прогнозирования в кратко- и среднесрочной перспективе. В контексте настоящего исследования прогнозирование значений временного ряда с помощью метода нейросети

признается необходимой составляющей при финансовом планировании, особенно на рынке финансовых инструментов в условиях их волатильности вследствие как экономических, так и геополитических рисков.

Волатильность – один из финансовых показателей, который учитывает уровень изменчивости финансовых инструментов в определенный период, представляя собой меру риска использования. При анализе волатильности временных рядов используются различные

методы: корреляционный и спектральный анализ, метод сглаживания и модель авторегрессии. Данные модели неспособны прогнозировать цену финансового инструмента в незапланированном будущем, так как они объясняют природу изменения цен за конкретный период времени. В этой связи метод прогнозирования с помощью искусственного интеллекта расширяет методологию исследования волатильности финансовых инструментов и позволяет прогнозировать дальнейшие значения временного ряда с наибольшей точностью.

Цель исследования – доказать на примере нейросетевого прогнозирования цены фьючерсного контракта на доллар (Si-6.21) возможность расширения методологического аппарата предвидения состояния отдельных секторов финансового рынка.

Материал и методы исследования

Методология исследования основана на поэтапном движении от обоснования концептуального фундамента к формулированию и описанию алгоритма, позволяющего реализовать предложенную концепцию на практике: анализ, синтез, индукция, дедукция. В работе актуализированы общенаучные методы, такие как анализ, синтез, методы индукции и дедукции. При обработке эмпирических данных использовалась платформа «Deductor».

Результаты исследования и их обсуждение

Термин «временной ряд» в отечественной литературе тождественен таким терминам, как ряд динамики и динамический ряд, что не дает четкого представления о конкретном использовании данного метода на практике. Основная причина, препятствующая использованию термина «временной ряд» в отечественной литературе, – сближение по звучанию и написанию слов «временной», связанный со временем, и «временный», т.е. непостоянный, недолговечный.

В зарубежной англоязычной литературе для обозначения данного метода используется термин *time series*, в немецкой – *zeitreihen analyze*. Эти термины дословно по-русски передаются как временной ряд или анализ временных ря-

дов. Динамические ряды – ряд уровней, в котором есть тенденция изменения; временные ряды – обобщенное понятие, включающее в себя последовательность числовых показателей по времени их возникновения в период изучаемого явления. В середине XIX века такой методологический подход использовали экономисты Ч. Беббидж (Charles Babbage) и У.С.Джевонс (William Stanley Jevons).

Широкое практическое использование методов анализа временных рядов (ВР) появилось после того, как Д.Е.Бокс (George E.P. Box) и Г.М. Дженкинс (Gwilym M. Jenkins) в 1970 г. опубликовали работу о неструктурном анализе временных рядов и прогнозировании [2]. Авторы отказались от идеи различных компонентов и предположили, что есть общая стохастическая модель для процесса генерации временного ряда.

Следует отметить, что анализ ВР полезен тем, что дает возможность обнаружить регулярности в наблюдаемых переменных, вывести законы, которым подчиняются наблюдения, расширить информацию о переменных с целью прогнозирования будущего состояния.

В качестве основы метода ВР является разложение ряда на некое число независимых переменных, которые определяют регулярность и могут, таким образом, предсказать будущие значения.

Случайный процесс на некотором вероятностном пространстве называется семейством случайных величин $x(t)$, которые принимают значения из множества, называемого областью определения процесса. Если параметр t принимает дискретные значения, то процесс называется временным рядом. В свою очередь, временной ряд называется стационарным в широком смысле, если его математическое ожидание зависит не от времени t , а от корреляционной функции, представляющей собой математическое ожидание произведения отклонений значений ряда от среднего значения в разные моменты времени t_1 и t_2 и зависит только от разности $t_1 - t_2$.

Общее определение предполагает временную независимость центральных моментов ряда до некоторого конечного порядка. Временной ряд $x(t)$ называется стационарным в узком смысле, если для любых t и τ случайная величина $x(t)$ рас-

пределена одинаково со значением $x(t + \tau)$ [3].

При изучении временных рядов принято выделять несколько составляющих:

$$x(t) = x_{\text{тренд}}(t) + x_{\text{цикл}}(t) + \xi(t), \quad (1)$$

где $x_{\text{тренд}}(t)$ – плавно изменяющаяся составляющая, определяемая длительным трендом изменения ряда признаков, $x_{\text{цикл}}(t)$ – циклическая или сезонная составляющая, представляющая собой частоту возникновения определенных периодов времени, $\xi(t)$ – случайная составляющая, содержащая воздействие других факторов, механизм действия которых (воздействия) скрыт от наблюдателя.

Первые две компоненты (тренд и цикл) в идеале должны быть точно описаны, так как это – естественные факторы, изучаемые в рамках детерминированных моделей. Однако следует отметить, что сами детерминированные модели представляют собой определенную идеализацию описанных закономерностей, поэтому им также присуща некоторая неточность. В этом смысле представление (1) несколько условно. Трендовая составляющая временного ряда обычно точно не известна, в общем случае это – случайная величина, но ее изменение от некоторых априорных суждений часто может быть качественно описано аналитически. Для описания тренда используются так называемые кривые роста, которые позволяют моделировать процессы трех основных качественных типов: без предела роста, с пределом роста без точки перегиба, а также с пределом роста и точкой перегиба.

Предсказание является одним из важных моментов при принятии того или иного решения. Эффективная отдача от принятого решения зависит от правильно выбранных, последовательных действий. Способность предвидеть неуправляемые аспекты этих событий до принятия решения позволяет сделать лучший выбор, который иначе не мог бы быть таким успешным. Прогнозы необходимы для снижения риска неопределенности в принятии решений. Прогноз почти всегда ошибочен, но с большим объемом правильных источников точность прогноза увеличивается, а потери,

связанные с неопределенностью в принятии решений, уменьшаются.

Нейросеть – это вычислительный алгоритм, который функционирует как разум – организм, состоящий из самых простых вычислительных элементов – искусственных нейронов. Данный метод является одним из методов анализа временных случайных процессов, направленный на поиск корреляции между элементами временного ряда.

Цель метода – эффективный поиск «предшественника» начала события и определение вероятности последнего. Основная задача поиска искусственной нейронной сети основывается на достаточно большом количестве выборок, после чего решение о наличии «предшественника» принимается сетью на основе эмпирической вероятности возникновения подобных случаев в период «обучения». Метод нейронной сети использует математическую модель нейронных сетей, на основе которой функционирует мозг человека и других живых существ. Основой сети выступает нейронное устройство, которое имеет вход, преобразующий полученный сигнал и передающий его на выход, далее по сети, подключенной к нейронам. Особенность нейронной сети заключается в том, что создателю не нужно знать шаблоны серии при обучении сети, потому что нейросеть «обучает» себя сама, используя примеры. Нейронные сети быстро справляются с анализом коммутационных соединений, высокопроизводительным распознаванием образов и гарантией приблизительного точного результата [4, с.2].

Далее обратимся к теории **прогнозирования цен на валютном рынке и актуальности использования метода временных рядов и нейросетей как современных инструментов повышения достоверности прогноза.**

Фьючерсные контракты традиционно рассматриваются как институты рынка, позволяющие: банкам – кредиторам хеджировать риск неблагоприятных изменений процентной ставки по предоставленному кредиту (что крайне важно в посткризисный экономический период); страховать риски снижения рыночной стоимости финансовых активов; частично нейтрализовать риск или его ми-

минимизировать в случае неблагоприятных колебаний цен (например, экспортерам и импортерам пшеницы).

Котировки фьючерсных контрактов доллара служат полезным индикатором степени волатильности мирового валютного рынка. Выявление трендов котировок фьючерсных контрактов в краткосрочной и среднесрочной перспективе позволяет хеджеру защитить себя от потерь, возникающих в результате изменения цен, перекладывая риск на спекулянта, который полагается на прогнозирование ценовых движений.

Фьючерсный рынок в России – хорошо организованная система биржевой и внебиржевой торговли. Есть две точки зрения на прогноз динамики изменений на будущих рынках. Первая позиция ориентирована на то, что изменение цены происходит случайно и не соответствует законам и методам математической статистики [7].

С другой стороны, позиция динамического хаоса утверждает, что нелинейные динамические модели описывают экономические колебания более успешно, чем вероятностные модели. Последний метод используется при изучении процесса ценообразования, прогнозирования экономического роста и формирования потребительского спроса на рынке, для стратегического планирования и управления экономическими рисками [6, с.3].

Вместе с тем, следует акцентировать внимание на том, что область изучения финансового рынка остается малоизученной. Так, в современной экономической науке популяризированы два основных метода построения прогнозов финансовых рынков: фундаментальный и технический анализ.

Фундаментальный подход к прогнозированию поведения обменных курсов позволяет учитывать множество факторов, основными из которых являются экономические и политические процессы. Экономические факторы выступают показателями оценки инвестиций относительно динамики процентных ставок в различных парах валют. Валюты с более высокой процентной ставкой обычно растут в цене относительно других валют в результате повышенного спро-

са со стороны инвесторов. Необходимо также учитывать такие факторы, как: уровень инфляции; предложение денег; безработица; ставки налогов; спрос и предложение капитала. К политическим факторам обычно относят геополитическую обстановку страны на мировой арене, а также денежно-кредитную политику Центрального Банка. К факторам фундаментального анализа относят слухи и ожидания, которые включают в себя наиболее обсуждаемые политические и экономические факторы, прогнозы и предположения аналитиков; а также форс-мажоры – неожиданно случающиеся события (рисунок 1).

Технический анализ строит прогнозы динамики финансового рынка с помощью изучения актуальной информации о состоянии финансового рынка, представленном на графике, с учетом предыдущих периодов исследования. Под исследованием ситуации на валютном рынке понимается анализ динамики валютного курса; количества позиций, не закрытых в течение торговой сессии, числа сделок за определённый период времени. Основной задачей технического анализа признается выявление трендов на финансовом рынке: движение цены вниз, движение цены вверх, статическое положение цен [8, с.1].

Объективно большинство технических инструментов первоначально создавалось именно для фондового рынка. Поэтому на срочном рынке их используют по-другому. Так, ценовые модели на графиках фьючерсов не всегда формируются так же полно, как на графиках акций: количество заключенных фьючерсов постоянно изменяется (контракты можно заключать/разрывать, в отличие от акций, число которых постоянно); скользящие средние значения намного короче по длине; традиционные пункто-цифровые графики применяются нечасто.

Прогнозирование динамики цены фьючерса на доллар методом «японских свечей» считается в техническом анализе одним из самых наглядных и естественных (рисунок 2). Основными составляющими технического индикатора являются: цена открытия; цена закрытия; min цена; max цена, тело свечи – разница между ценами открытия и закрытия.

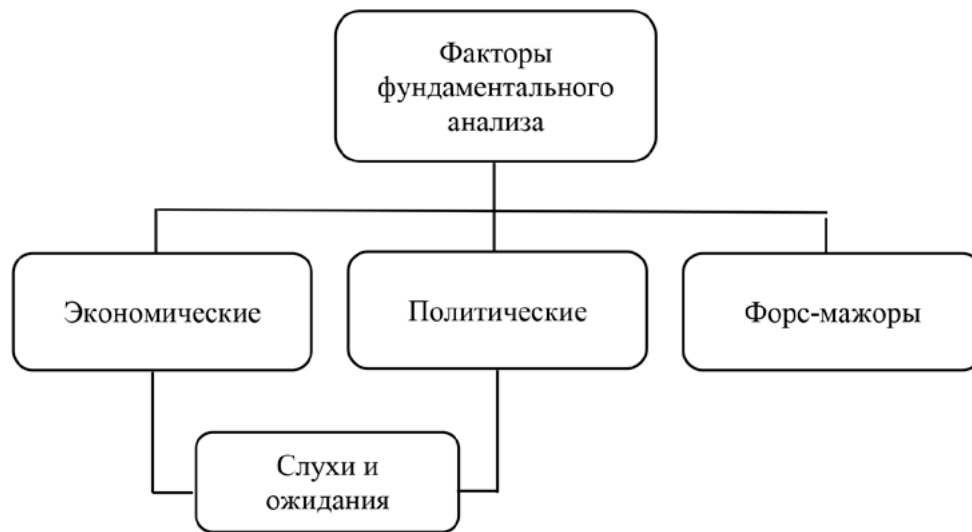


Рис. 1. Факторы фундаментального анализа



Рис. 2. Графический метод анализа цены фьючерса на доллар методом «японских свечей»

На сегодняшний день японские свечи являются одним из наиболее популярных методов анализа и прогнозирования финансовых и товарных рынков. Однако данный способ предсказания тренда требует наличия определенных знаний и навыков чтения данного графика, что может приводить к ошибкам в прогнозировании цен на фьючерс [8, с.4].

Резюмируя вышеотмеченное, в настоящей работе делается акцент на возможности применения искусственного интеллекта в прогнозировании динамики фьючерсных контрактов на валютном секторе финансового рынка, в частности пары доллар/рубль [12].

Характеристика Фьючерсного контракта Si-6.21 на 31 марта 2021 г. представлена в таблице 1.

Таблица 1

Характеристика Фьючерсного контракта Si-6.21

Наименование срочного инструмента	Фьючерсный контракт Si-6.21
Тикер инструмента	SiM1
Серия срочного инструмента	Si-6.21
Количество единиц базового актива в инструменте	1000
Цена последней сделки	76 431
Максимум дня	76 453
Минимум дня	76 015
Время последней сделки	14:45
Дата последней сделки	31.03.2021
Объем совершенных сделок	235 848

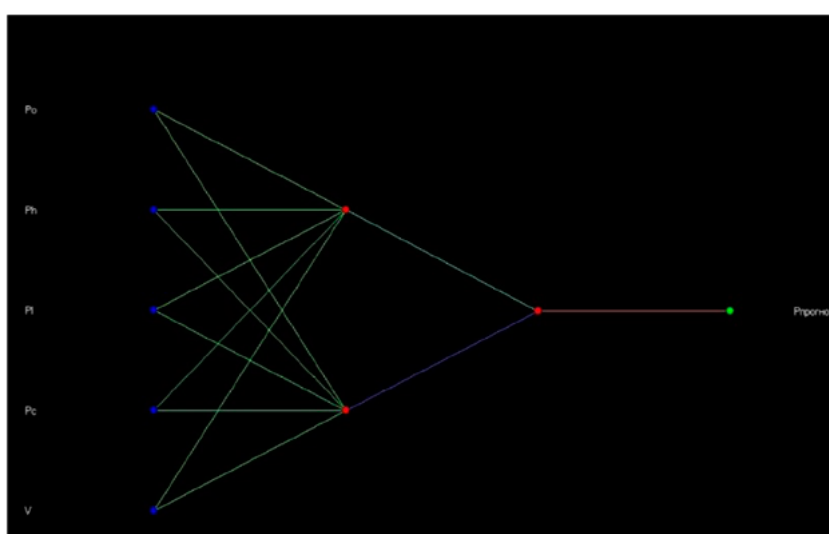


Рис. 3. Граф нейронной сети

P ₀	P _h	P _l	P _c	V	Прогноз	Прогноз_OUT	Прогноз_ERR
73755	73798	73664	73695	121290	73739	73712.3552608306	8197362582103E-5
73886	73896	73749	73756	105711	73695	73754.5969197065	1299274128467277
73891	73916	73860	73888	42795	73756	73871.0233642087	1111479157769636
73890	73906	73861	73894	32870	73888	73875.5750279528	0080557104162E-5
73885	73932	73875	73889	38901	73894	73875.2596215326	5922687305314E-5
73915	73925	73860	73883	45094	73889	73864.8419691569	1750273709463E-5
73938	73963	73907	73917	51829	73883	73901.9073726758	1220077899484E-5
73956	73988	73921	73938	27389	73917	73917.9724206658	6764374323815E-8
73984	73996	73935	73955	36065	73938	73934.1317943439	2607839129045E-6
74030	74038	73974	73982	42320	73955	73962.759328515	7305798593301E-6
74017	74046	73965	74029	51013	73982	74003.2598066983	0837907612494E-5
74042	74088	73975	74018	103813	74029	73997.9176083038	4048734779785E-5
73957	74044	73912	74042	48283	74018	74005.4770447793	2140273936576E-5
73965	74038	73943	73959	68433	74042	73943.2185910119	3822189602876146
73934	73983	73888	73966	56085	73959	73937.7392940253	0870126699109E-5
73917	73937	73831	73934	58580	73966	73898.9916048272	1378338015267083
73950	73966	73867	73915	54750	73934	73888.6117230532	1173583699410568

Рис. 4. Обучающий набор построения временного ряда, составленного на примере цены Фьючерсного контракта Si-6.21

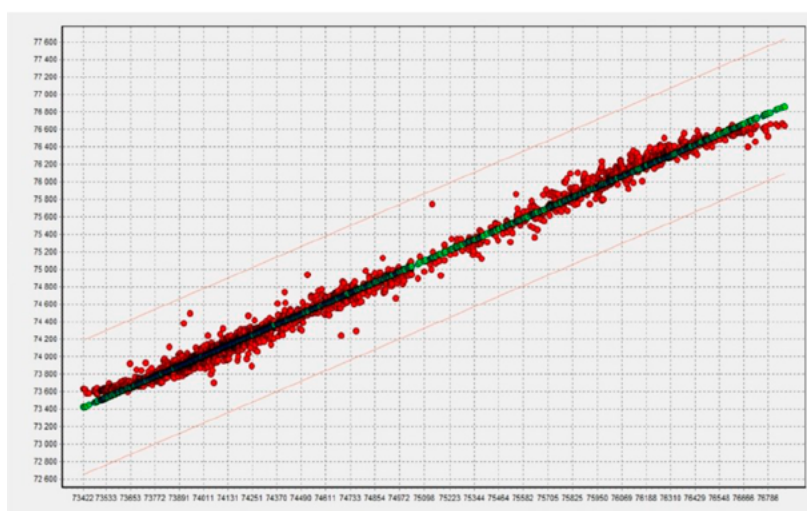


Рис. 5. Диаграмма рассеяния цены Фьючерсного контракта Si-6.21

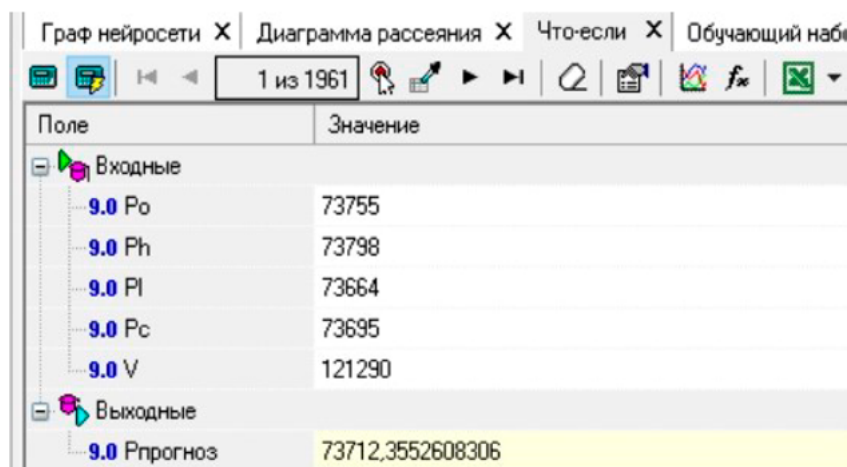


Рис. 6. Функция «что если»

Таблица 2

Абсолютные и относительные показатели вариации данных цены на Si-6.21 (Рф)

Дата	Время	Рп	Рф	Дабс	Дотн, %
31.03	14:15	76 169	76 113	-56	-0,074
31.03	14:30	76 162	76 079	-83	-0,11
31.03	14:45	76 134	76 067	-67	-0,088

В качестве примера изучается временной ряд, составленный на примере цены Фьючерсного контракта Si-6.21, с целью предсказания тенденции поведения соответствующего рискованного актива в режиме реальных данных. В качестве тайм-фрейма взято 15 минут, период исследования – одни сутки.

Нейросеть была сформирована на платформе «Deductor». Граф нейросети представлен на рисунке 3.

Нейросеть представлена входными слоями, которые имеют параметры P_0 (цена открытия), P_k (цена закрытия), внутренние параметры, такие как P_h , P_l (максимальная, низкая стоимость), и одним скрытым слоем – V (прогноз).

Прогнозное значение берется таким образом, что $t_2 - t_1$. Данные представлены на рисунке 4.

Качество данной модели – высокое, поскольку расчетные значения не выходят за границы доверительного интервала (рисунок 5).

В математической статистике **доверительный интервал** используется при интервальной оценке статистических параметров, более предпочтительной при небольшом объеме выборки, чем точечная. Доверительный интервал покрывает неизвестный параметр с заданной надежностью. При этом в доверительный интервал, попадают измеренные в эксперименте значения, соответствующие **доверительной вероятности**.

Используя функцию «что-если», получаем прогнозное значение по заданному тайм-фрейму (рисунок 6).

При прогнозировании с помощью искусственного интеллекта нельзя не учитывать возможную ошибку. На основании прогноза нейросети (P_p) и фактических данных цены на Si-6.21 (P_f), найдем абсолютные и относительные

показатели вариации. Данные представлены в таблице 2.

Как видно из таблицы 2, ошибка прогноза нейросети составила меньше 1% в интервале выбранных трех периодов. За весь день 31.03 максимальная ошибка прогноза составила – 0,028819244375.

Таким образом, нейросетевое прогнозирование цены фьючерсного контракта на доллар (Si-6.21) следует признать достоверным с высокой степенью вероятности. Точность прогноза оказывает огромное влияние на эффективную отдачу от принятого решения. Ошибка прогноза зависит от используемой системы прогноза. Чем больше ресурсов имеет такая система, тем больше шансов получить более точный прогноз. При прогнозировании всегда учитывается возможная ошибка прогнозирования. Выдвинутая нами гипотеза о том, что прогнозирование цен временного ряда фьючерса на доллар с помощью нейросети близко к фактическому значению – была доказана (ошибка прогноза составила менее 1%).

Библиографический список

1. Кобзарь А.И. Прикладная математическая статистика, 2006. 816 с.
2. Кремер Н.Ш., Путко Б.А. Эконометрика. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2002. 311 с.
3. Джон Дж. Мерфи Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика, 2011. 51 с.
4. Серебряная Л.В., Шушина О.А. Нейросетевой подход к распознаванию образов. 2014. [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyrosetevoy-podhod-k-raspoznavaniyu-obrazov> (дата обращения 10.01.2022).
5. Кутузова С. Использование методов машинного обучения для построения оптимального портфеля ценных бумаг. 2014. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.researchgate.net/publication/339136446> (дата обращения 10.01.2022).
6. Кондратьева Т.Н. Прогнозирование тенденции финансовых временных рядов с помощью нейронной сети LSTM. 2017. [Электронный ресурс]. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=30079979> (дата обращения 10.01.2022).
7. Галанов В.А., Галанова А.В., Шибяев С.Ф. Случайное и закономерное изменение цены акции в зависимости от длины временного интервала. 2017. [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/> (дата обращения 10.01.2022).
8. Царегородцев А.В., Ковалев А.А. Прогнозирование динамики фьючерсных рынков. 2009. [Электронный ресурс]. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=12849484> (дата обращения 10.01.2022).
9. Шагалова П.А., Ляхманов Д.А. Нейросетевые технологии в решении задач прогнозирования // Современные проблемы науки и образования. 2014. № 6. [Электронный ресурс]. URL: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=16494> (дата обращения 10.01.2022).
10. Езангина И.А., Евстратов А.В. Новые инструменты финансирования малого и среднего предпринимательства в России: краудинвестинг // Финансы: теория и практика. 2019. Т. 23. № 3 (111). С. 122-136.

11. Илларионов М.Г., Кирпичников А.П., Латыпова Р.Р. Прогнозирование на основе аппарата нейронных сетей // Вестник Казанского Технологического Университета. 2012. [Электронный ресурс]. URL: <https://elibrary.ru/item.asp?id=17294316> (дата обращения 10.01.2022).
12. Официальный сайт Московской биржи. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.moex.com/ru/> (дата обращения 22.12.2021).
13. Фьючерс Si-6.21: цена, котировки, график, характеристики. [Электронный ресурс]. URL: <https://smart-lab.ru/q/futures/SiM1/> (дата обращения 22.12.2021).
14. Фьючерс на индекс доллара США – Март '22 (DXH2) [Электронный ресурс]. URL: <https://ru.investing.com/currencies/us-dollar-index-contracts/> (дата обращения 22.12.2021).