

УДК 330.43

А. Ю. Горелик

ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»,
Санкт-Петербург, e-mail: gorelik.ayu@edu.spbstu.ru

Е. В. Королёва

ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого»,
Санкт-Петербург, e-mail: koroleva_ev@spbstu.ru

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МОДЕЛЕЙ ARMA И ARIMA ДЛЯ РАЗЛИЧНЫХ ГОРИЗОНТОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ: ВЫБОР ОПТИМАЛЬНОГО ПОДХОДА

Ключевые слова: котировки акции, исторические данные, временные ряды, краткосрочное прогнозирование, долгосрочное прогнозирование, моделирование, ARMA, ARIMA.

В статье исследуется предсказательная сила исторических данных котировок акций в условиях российского фондового рынка. Целью работы является оценка эффективности моделей временных рядов ARMA и ARIMA для различных горизонтов прогнозирования котировок акций. В ходе исследования анализировались временные ряды котировок закрытия акций ПАО «Сбербанк» с применением различных наборов данных и разбиения выборок на тестируемую и обучаемую. Результаты показали, что в текущих рыночных условиях исторические значения котировок не обладают достаточной прогностической ценностью, что ограничивает релевантность применения технического анализа. Выводы исследования могут быть полезны для трейдеров и аналитиков при выборе подходов к прогнозированию волатильности котировок ценных бумаг. Рекомендуется дальнейшее исследование применения более совершенного инструментария, позволяющего учесть влияние внешних и внутренних факторов, количественной и качественной информации.

A. Yu. Gorelik

Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University, Saint-Petersburg,
e-mail: gorelik.ayu@edu.spbstu.ru

E. V. Koroleva

Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University, Saint-Petersburg,
e-mail: koroleva_ev@spbstu.ru

COMPARATIVE ANALYSIS OF ARMA AND ARIMA MODELS FOR DIFFERENT FORECASTING HORIZONS: CHOOSING THE OPTIMAL APPROACH

Keywords: stock quotes, historical data, time series, short-term forecasting, long-term forecasting, modeling, ARMA, ARIMA.

The article examines the predictive power of historical data on stock quotes in the Russian stock market. The objective of the work is to evaluate the effectiveness of ARMA and ARIMA time series models for different stock quotes forecasting horizons. The study analyzed time series of closing quotes for Sberbank shares using various data sets and dividing the samples into testing and training. The results showed that in the current market conditions, historical quote values do not have sufficient predictive value, which limits the relevance of technical analysis. The findings of the study can be useful for traders and analysts when choosing approaches to forecasting the volatility of stock quotes. Further research is recommended into the use of more sophisticated tools that consider the influence of external and internal factors, quantitative and qualitative information.

Введение

В сфере моделирования котировок ценных бумаг на финансовых рынках традиционно проводится разграничение между краткосрочным и долгосрочным горизонтом прогнозирования. Подобное разделение [1] обусловлено рядом факторов. Во-первых,

различаются цели участников рынка: трейдеры, ориентированные на спекулятивный доход, сосредотачиваются на краткосрочных прогнозах, тогда как инвесторы, стремящиеся к увеличению капитала в долгосрочной перспективе, ориентируются на длительные временные горизонты. Во-вторых, источни-

ки, вызывающие колебания котировок ценных бумаг, также различаются: краткосрочные изменения обусловлены активной торговлей, колебаниями спроса и предложения, а также внезапными новостями как позитивного, так и негативного характера, тогда как долгосрочная динамика формируется на основе многолетних финансовых и экономических результатов деятельности компаний.

Проблема выбора наиболее эффективного инструментария для прогнозирования котировок ценных бумаг на каждом из горизонтов остаётся актуальной, поскольку универсального решения не существует. Финансовые рынки различных стран и активы, обращающиеся на них, обладают уникальной экономической природой, обусловленной множеством факторов.

Анализ научной литературы по данной тематике показал отсутствие комплексных сравнительных исследований эффективности моделей ARMA и ARIMA в контексте краткосрочного и долгосрочного прогнозирования котировок ценных бумаг. Отдельные авторы исследовали применение этих моделей в узкоспециализированных исследованиях. Например, в работе Шемякиной М.А. и Клейменкина Д.В. [2] анализируется эффективность моделей ARMA-GARCH применительно к рядам доходности акций. Авторы приходят к выводу, что данные модели демонстрируют высокую эффективность при анализе доходности. В работе [3] исследуется применение моделей ARIMA для краткосрочного прогнозирования акций на ливанском рынке. Автор отмечает, что модели ARIMA демонстрируют удовлетворительную точность, однако их применение ограничено наличием пропусков в исходных данных, которые потребовали дополнительных методов обработки. В исследовании Архиповой А.А. [4] предпринята попытка прогнозирования котировок акций компании «Алроса» с использованием моделей ARIMA-GARCH. Автор приходит к выводу, что эти модели могут быть эффективны на краткосрочном горизонте при условии низкой волатильности цен, при этом подчёркивается важность учёта внешних факторов, особенно в условиях российской экономики, где рынок подвержен влиянию геополитических и макроэкономических факторов. Дальнейшее исследование возможности включения экзогенных переменных в модели прогнозирования (построение модели ARIMAX) может открыть до-

полнительные перспективы в области финансового анализа, но данный аспект выходит за рамки текущего исследования.

Таким образом, в рамках данного исследования была сформулирована следующая гипотеза: модели ARMA могут обеспечивать более высокую точность прогнозирования на краткосрочном горизонте (например, в пределах нескольких дней), в то время как модели ARIMA, учитывающие разности, оказываются более эффективными для более длительного горизонта прогнозирования (например, на несколько месяцев).

Гипотеза была сформулирована на основании следующих аргументов:

1. Краткосрочное прогнозирование и модель ARMA

Природа краткосрочных колебаний: Временные ряды котировкой ценных бумаг на коротких интервалах (1-7 дней) часто подвержены влиянию случайных факторов – рыночных новостей, изменений настроений участников рынка и технических колебаний. Эти колебания, как правило, не связаны с долгосрочными трендами.

Преимущество модели ARMA заключается в том, что она эффективно справляется с моделированием таких случайных колебаний за счёт учёта автокорреляции и зависимости между предыдущими значениями ряда и ошибками модели. При краткосрочном прогнозировании модель ARMA может эффективно учитывать эти случайные отклонения и колебания, так как тренды и сезонные эффекты имеют ограниченное влияние на такие короткие горизонты.

Пример. Когда рынок реагирует на новости или события, такие как изменения в экономической политике, котировки могут резко колебаться в течение нескольких дней; в этом случае ARMA будет хорошо работать, так как её фокус на «шуме» (случайных компонентах) позволяет более точно предсказать колебания в короткие сроки.

2. Долгосрочное прогнозирование и модель ARIMA

Долгосрочные тренды: На более протяжённом временном интервале (несколько месяцев и более) котировки ценных бумаг обычно демонстрируют выраженные тренды, обусловленные фундаментальными факторами (экономический рост или спад, изменения в политике, решения центральных банков, и т.д.).

Преимущество модели ARIMA заключается в том, что она включает разностные

преобразования, позволяющие привести временной ряд к стационарному виду, устраняя долгосрочные тренды. Это способствует более точному моделированию будущей динамики актива с учётом выявленных трендовых составляющих.

Пример. Котировки акций крупных компаний, таких как ПАО «Сбербанк», могут демонстрировать долгосрочные тенденции, зависящие от экономического роста, изменений в отраслевой политике и макроэкономических решений. ARIMA, благодаря разностным преобразованиям, позволяет убрать эти тренды и повысить точность на более длительном горизонте планирования.

3. Различие в типах шума и трендов:

Шум и автокорреляция. На краткосрочных интервалах данные часто содержат «шум» (случайные колебания), который ARMA может эффективно моделировать, так как она учитывает автокорреляцию между значениями и ошибками. На более длительном горизонте планирования, когда данные имеют сильные тренды, шум становится менее важным, и более важным становится способность модели улавливать долгосрочные зависимости и тренды, что делают разностные преобразования ARIMA.

4. Пример с акциями на финансовых рынках:

На финансовых рынках, например, в акциях крупных банков или компаний, краткосрочные колебания могут быть вызваны быстрыми реакциями на новости или события, в то время как долгосрочные тренды обычно связаны с более стабильными факторами, такими как финансовые отчеты, экономические показатели и изменения в отраслевых трендах. Краткосрочное поведение акций часто более непредсказуемо, и ARMA может быть более точным инструментом для прогнозирования краткосрочных цен, в то время как ARIMA лучше подойдет для долгосрочных прогнозов, где тренды более выражены.

5. Теория прогнозирования временных рядов:

Стационарность. Модели ARMA предполагают, что данные являются стационарными, то есть их статистические характеристики (среднее, дисперсия, автокорреляция) не изменяются со временем. Для временных рядов, которые не являются стационарными, применяются разностные преобразования (модель ARIMA). Для долгосрочных прогнозов, когда тренды становятся важными, разностные преобразования помогут улучшить

точность прогноза, устраняя трендовые компоненты и делая данные стационарными.

Пример. Для акций ПАО «Сбербанк» в долгосрочной перспективе можно ожидать определенные тренды, связанные с экономическими циклами. ARIMA помогает устранить тренды и сделать модель более точной, так как использует разности временного ряда.

6. Практическое применение

В финансовых рынках часто используется комбинированный подход, где на краткосрочные прогнозы применяются модели, фокусирующиеся на автокорреляции (ARMA), а на долгосрочные – модели, которые могут учитывать тренды и стационаризацию (ARIMA). Это подход подтверждается в ряде эмпирических исследований и практическом применении в области финансового прогнозирования [5-7].

Целью исследования является проведение сравнительного анализа качественных метрик моделей ARMA и ARIMA для различных горизонтов прогнозирования.

Материалы и методы исследования

Исследовался временной ряд с 01.01.2023 по 31.12.2024, значениями которого являлись котировки обыкновенных акций (цена закрытия) ПАО «Сбербанк». Такой выбор обусловлен совокупностью факторов, обеспечивающих как теоретическую, так и практическую значимость анализа. Во-первых, ПАО «Сбербанк» представляет собой одну из крупнейших и наиболее ликвидных публичных компаний на российском фондовом рынке. Высокая ликвидность акций способствует формированию устойчивых и непрерывных временных рядов, что является необходимым условием для корректного применения моделей авторегрессии ARMA и ARIMA. Во-вторых, Сбербанк занимает системообразующее положение в банковском секторе Российской Федерации, и его рыночная капитализация, а также ключевая роль в финансовой системе страны, обеспечивают высокую чувствительность котировок его акций к изменениям экономической конъюнктуры. Это создаёт дополнительный интерес к исследованию временных рядов его котировок с целью прогнозирования и анализа рисков. Кроме того, открытость финансовой отчетности банка, а также наличие широкого спектра статистических и эконометрических данных по его деятельности создают благоприятные

условия для проведения эмпирического анализа и валидации полученных моделей. Таким образом, выбор акций ПАО «Сбербанк» в качестве объекта исследования позволяет получить репрезентативные результаты.

Следует отметить, что в силу 5-дневного режима работы Московской фондовой биржи, первоначальные данные имели пропуски. Было рассмотрено 3 подхода к замене пропусков:

- метод линейной интерполяции;
- метод временной интерполяции;
- метод forward fill.

В силу схожести результатов, которые давали все методы интерполяции, был выбран метод линейной интерполяции вследствие его универсальности.

Для проверки выдвинутой гипотезы были построены соответственно модели ARMA и ARIMA.

Модель ARMA (AutoRegressive Moving Average) – это авторегрессионная модель скользящего среднего. Данная модель имеет 2 компонента: AR и MA. Компонент AR основан на идее, что будущие значения временного ряда могут быть предсказаны на основе предыдущих значений. Порядок компонента AR обозначается как «р» и означает количество прошлых значений, которое используется для прогнозирования будущего значения. Компонент MA основан на идее, что будущие значения временного ряда могут быть предсказаны на основе ошибок прошлых прогнозов. Порядок компонента MA обозначается как «q» и означает количество ошибок прошлых прогнозов, которое используется для прогнозирования будущего значения.

Модель ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) – это расширение модели ARMA путём добавления компонента I. Порядок компонента I обозначается как «d» и означает количество прошлых временных точек, которые нужно вычесть из текущего значения, причём данное преобразование приводит ряд к стационарному виду.

Для тестирования гипотезы исследования также следует отметить, что исходный временной ряд был разделён на множество разных выборок (количество наблюдений – 720, 630, 540, 450, 360, 270, 180 и 90). В рамках исследования каждая выборка имела множество комбинаций разбиения на тестовую и обучающую части с целью комплексного понимания того, как влияют разные разбиения на качество прогнозирования.

Для оценки качества моделирования использовались метрики MAE, MSE, RMSE, R2, AIC, BIC и HQIC [8-9]. Дадим их краткую интерпретацию.

– MAE (Mean Absolute Error; Средняя абсолютная ошибка) является линейной оценкой ошибки модели, то есть все ошибки модели (разности между фактическими и прогнозируемыми значениями моделируемой величины) в среднем взвешены одинаково; рассчитывается как среднее абсолютных разностей (среднее модуля абсолютных разностей) между наблюдаемым и предсказанным значениями.

– MSE (Mean Squared Error; Среднеквадратичная ошибка). Если в MAE абсолютные разности считались под знаком модуля, чтобы они не вносили компенсирующего эффекта в друг друга, то в MSE рассчитываются квадраты разностей, что, позволяет акцентировать внимание на больших ошибках в модели.

– MedAE (Median Absolute Error; Медианная абсолютная ошибка). Данную метрику можно рассматривать как ещё одну разновидность MAE, но разница заключается не в том, как сделать различия между фактическими данными и прогнозами положительными, а в простом обобщении результатов с использованием медианы, а не средней арифметической.

– R2 (R-Squared; Коэффициент детерминации) показывает долю дисперсии зависимой переменной, объяснённой с помощью регрессионной модели.

– AIC (Akaike Information Criterion; Информационный критерий Акаике) оценивает соответствие модели обучающим данным и добавляет штраф за сложность модели;

– BIC (Bayesian Information Criterion; Информационный критерий Байеса) так же, как и AIC, оценивает соответствие модели обучающим данным и добавляет более жёсткий штраф за сложность модели;

– HQIC (Hannan–Quinn Information Criterion; Информационный Критерий Ханна-Куинна) выявляет степень соответствия оцениваемого измеримого уравнения.

Результаты исследования и их обсуждение

В связи с объёмностью полученных данных моделирования, авторами было принято решение по каждой из анализируемых выборок представить наилучшие и наихудшие результаты. Результаты, полученные по модели ARMA, представлены в таблице 1.

Таблица 1

Сравнительный анализ результатов моделирования ARMA по разным выборкам

Выборка (количество наблюдений)	Разделение выборки:		Метрики качества					Информационные критерии		
	Обучающая (%)	Тестовая (%)	MAE	MSE	RMSE	MedAE	R2	AIC	BIC	HQIC
720	85	15	11	185	14	9	0,19	2854	2876	2862
720	89	11	13	249	16	14	-0,19	2984	3006	2992
630	82	18	11	197	14	10	0,11	2401	2422	2409
630	83	17	12	212	15	12	0,08	2433	2454	2441
540	80	20	12	204	14	11	0,11	2017	2038	2025
540	92	8	18	360	19	17	-0,20	2320	2341	2328
450	82	18	13	228	15	12	-0,09	1739	1770	1751
450	88	12	16	335	18	17	-0,24	1867	1899	1880
360	85	15	15	318	18	14	-0,17	1425	1436	1429
360	87	13	15	358	19	12	-0,25	1461	1476	1467
270	80	20	15	322	18	14	-0,19	1047	1057	1051
270	82	18	17	358	19	16	-0,28	1071	1098	1082
180	94	6	4	25	5	4	0,39	943	968	953
180	92	8	40	2005	45	44	-5,61	861	885	871

На основе приведенной таблицы можно сделать следующие выводы:

1. Зависимость качества модели от размера выборки.

С уменьшением размера выборки (от 720 до 180 наблюдений) наблюдается явное снижение качества модели, что подтверждается ростом значений метрик ошибок – MSE и RMSE. Это свидетельствует о том, что средняя ошибка модели увеличивается по мере сокращения объема данных. Наиболее значительный скачок ухудшения качества зафиксирован при переходе от 270 к 180 наблюдениям. Примечательно, что положительное значение коэффициента детерминации R2, отражающее наличие описательной способности модели, наблюдалось только на выборках с 720, 630, 540 и 180 наблюдениями.

2. Влияние разбиения выборки на обучающую и тестовую.

Разбиения данных в соотношениях 80%/20% и 85%/15% продемонстрировали наибольшую стабильность моделей по значениям метрик ошибок. Отклонение от данных соотношений приводило к незначительному росту MSE и RMSE на всех выборках, за исключением самой маленькой выборки (180 наблюдений), где влияние разбиения оказалось более выраженным. Положительное значение коэффициента детерминации

R2 также чаще встречалось при классическом разбиении (80%/20% и 85%/15%), что подтверждает его эффективность.

3. Сравнение по метрикам качества (MAE, MSE, RMSE, MedAE, R2).

Большие выборки и разбиения данных в соотношениях 80%/20%, 85%/15% способствовали повышению описательной способности модели (наличие положительного R2), при этом рост ошибок (MAE, MSE, RMSE, MedAE) происходил медленнее по сравнению с сокращением количества наблюдений. Интересно, что наивысшая описательная способность в размере 39% была зафиксирована у модели с выборкой из 180 наблюдений при разбиении 94%/6%. Однако данный случай можно рассматривать как исключение, поскольку остальные модели с маленькими выборками демонстрировали отрицательное значение R2. В целом модели, построенные на больших выборках, показали более стабильные и точные результаты.

4. Сравнение по информационным критериям (AIC, BIC, HQIC).

С увеличением размера выборки значения информационных критериев AIC, BIC и HQIC также возрастали. Отклонение от разбиения данных в соотношениях 80%/20%, 85%/15% приводило к росту этих показателей, что указывает на снижение

эффективности модели с точки зрения использования исходных данных. Наиболее эффективными оказались модели, построенные на малых выборках при разбиении 80%/20%.

Таким образом, оптимальными являются модели, построенные на выборках объемом от 540 до 720 наблюдений с разбиением данных в соотношении 80%/20%. Такие модели демонстрируют стабильные значения метрик ошибок и положительное значение коэффициента детерминации R2, что свидетельствует о наличии (пусть и умеренной) описательной способности. Модели, основанные на меньших выборках и нетипичных разбиениях, напротив, показывают высокую вариативность результатов и, чаще всего, лишены объяснительной способности.

Результаты, полученные по модели ARIMA, представлены в таблице 2.

На основе приведенной таблицы можно сделать следующие выводы:

1. Зависимость качества модели от размера выборки.

С уменьшением размера выборки (от 720 до 180 наблюдений) качество модели заметно снижается, судя по увеличению MSE и RMSE. Заметное увеличение значений метрик качества наблюдается

при переходе от 540 к 450 наблюдениям, что означает, что модели, построенные на малых выборках, очень нестабильны и имеют большой разброс в предсказаниях. Также у моделей малых выборок R2 чаще был отрицательным, что говорит об отсутствии у них описательных способностей. У моделей, которые были построены на выборках от 720 до 540 намного чаще R2 был положительным, но очень близким к нулю – это говорит о наличии минимальных прогностических способностях таких моделей.

2. Влияние разбиения выборки на обучающую и тестовую.

Модели, в которых присутствовало классическое разбиение 80% на 20%, имели меньшие ошибки в прогнозах, судя по метрикам MSE и RMSE.

3. Сравнение по метрикам качества (MAE, MSE, RMSE, MedAE, R2).

В целом у моделей с уменьшением размера выборки метрики MSE и RMSE возрастали, что означает уменьшение их стабильности, то есть они предсказывают со слишком большим разбросом от истинных значений. R2 был положительным и близким к нулю у моделей, построенных на выборках от 720 до 540.

Таблица 2

Сравнительный анализ результатов моделирования ARIMA по разным выборкам

Выборка (количество наблюдений)	Разделение выборки:		Метрики качества					Информационные критерии		
	Обучающая (%)	Тестовая (%)	MAE	MSE	RMSE	MedAE	R2	AIC	BIC	HQIC
720	83	17	3	16	4	2	0,01	2770	2792	2778
720	84	16	3	16	4	2	0,00	2813	2835	2822
630	80	20	3	16	4	2	0,00	2330	2351	2338
630	84	16	3	18	4	1	0,00	2463	2484	2471
540	80	20	3	17	4	2	0,00	2016	2036	2024
540	90	10	3	28	5	2	0,00	2267	2288	2275
450	88	12	3	28	5	2	0,00	1866	1885	1873
450	81	19	3	20	4	2	-0,01	1716	1751	1730
360	85	15	3	28	5	3	0,00	1424	1453	1435
360	80	20	3	23	5	2	-0,01	1334	1363	1346
270	80	20	3	28	5	3	0,00	1045	1072	1056
270	80	20	3	29	5	3	-0,01	1054	1081	1065
180	82	18	4	40	6	2	-0,11	770	779	774
180	94	6	3	16	4	3	-1,35	953	975	962

4. Сравнение по информационным критериям (AIC, BIC, HQIC).

С увеличением размера выборки информационные критерии возрастают, отхождение от классического разбиения также приводит к увеличению рассматриваемых показателей, то есть самыми эффективными с точки зрения использования исходных данных являются модели, которые построены на малых выборках с классическим разбиением 80% на 20%.

Таким образом, оптимальными моделями являются те, которые построены на достаточно большом объеме наблюдений (от 540 до 720) и с соблюдением общепринятого разбиения 80% на 20%, так как их метрики ошибок не сильно отличаются друг от друга и у них имеются положительные R^2 , что говорит о присутствии у них минимальных описательных способностей. Модели, построенные на меньших выборках и с отличным от общепринятого разбиением, как правило, демонстрируют большой разброс в своих предсказаниях и не имеют описательной способности.

Следует отметить, что ARMA демонстрирует более высокие описательные способности за счет учета как авторегрессии, так и скользящего среднего в более гибкой форме. ARIMA, в свою очередь, лучше работает при наличии явно выраженного тренда за счет интеграционного компонента, но может уступать ARMA на стационарных рядах, особенно на длинных горизонтах прогнозирования. Поэтому выбор модели следует делать исходя из характера временного ряда и цели прогноза: ARMA будет предпочтительна для стабильных, стационарных данных, тогда как ARIMA больше подойдет для рядов с трендом и сезонными изменениями.

В итоге обе модели (ARMA и ARIMA) показывают лучшие результаты на более

длинных горизонтах планирования. Более того описательные способности модели ARMA намного выше, чем у модели ARIMA. По результатам исследования выдвинутая гипотеза отвергается, так как модели ARMA и ARIMA показали свою эффективность на более длинных горизонтах планирования.

Заключение

В заключение следует отметить, что анализ показал высокую эффективность как модели ARMA, так и модели ARIMA при прогнозировании котировок акций ПАО «Сбербанк» на выборках большого объема и на более длинных горизонтах прогнозирования. Однако различия в точности прогнозов на краткосрочном и долгосрочном горизонтах оказались менее выраженными, чем предполагалось изначально. Это свидетельствует о том, что выбор модели должен основываться не только на временном горизонте прогнозирования, но и на специфике самого временного ряда, включая его стационарность и наличие трендовых составляющих.

Кроме того, результаты исследования указывают на значительное влияние внешних факторов на динамику котировок акций ПАО «Сбербанк». В связи с этим целесообразно в дальнейшем рассмотреть возможность использования моделей ARIMAX, способных учитывать экзогенные переменные, что может повысить точность прогнозирования. Данный вывод особенно важен для трейдеров и аналитиков, ориентирующихся на более комплексные модели прогнозирования, выходящие за рамки традиционного технического анализа. Таким образом, дальнейшие исследования в данной области могут быть направлены на интеграцию внешних факторов и тестирование их влияния на прогнозные результаты.

Библиографический список

1. Гарафутдинов Р.В. Моделирование и прогнозирование на финансовых рынках с применением фрактального анализа: монография. Пермь, 2022. 95 с. URL: <http://www.psu.ru/files/docs/science/books/mono/Garafutdinov-Modelirovanie-I-Prognozirovanie-Na-Finansovyh-Rynkah-S-Primeneniiem-Fraktalnogo-Analiza.pdf> (дата обращения: 05.02.2025).
2. Шемякина М.А., Клейменкин Д.В. Применение динамической модели ARMA-GARCH для прогнозирования динамики курса акций // Дневник науки. 2021. № 7. https://dnevniknauki.ru/images/publications/2021/7/technics/Shemyakina_Kleimenkin.pdf (дата обращения: 5.02.2025).

3. Abdo A.N.A. Forecasting Lebanese stocks using ARIMA models // Digital Models and Solutions. 2023. Vol. 2, No. 1. DOI: 10.29141/2782-4934-2023-2-1-1.
4. Архипова А.А. Прогнозирование ценовой динамики акций с помощью модели ARIMA-GARCH // Экономика и бизнес: теория и практика. 2023. № 6-1(100). С. 14-17.
5. Ермоленко Т.В., Попадин Д.В., Котенко В.Н. Применение машинного обучения в прогнозировании фондового рынка // Проблемы искусственного интеллекта. 2023. № 2 (29). С. 16-29.
6. Субботин Д.В. Анализ курсовых котировок с использованием одномерных временных рядов // Проблемы науки. 2022. № 2 (70). С. 36-39.
7. Шамраева В.В. Математические методы прогнозирования изменения цены акций и их реализация методами машинного обучения // Фундаментальные исследования. 2024. № 11. С. 88-96. DOI: 10.17513/ft.43718.
8. Каличкин В.К., Федоров Д.С., Максимович К.Ю., Шпак В.А. Сравнение предиктивной способности моделей машинного обучения с использованием различной структуры данных // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2024. № 8. С. 395-400.
9. Астраханцева И.А., Герасимов А.С., Смирнова О.П. Оценка применимости статистических и машинных моделей для прогнозирования инфляции // Современные наукоёмкие технологии. Региональное приложение. 2024. Т. 79, № 3. С. 120-131.