

КОМПЛЕКСНАЯ МЕТОДОЛОГИЯ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ ИНВЕСТИЦИОННЫХ РЕШЕНИЙ

А. В. Зиненко

Сибирский федеральный университет, Красноярск, Россия
Anna-z@mail.ru

Аннотация. *Актуальность и цели.* Выделена необходимость модификации традиционных статистических методов, которые основываются на предположении о нормальности распределения котировок и не учитывают более сложные динамические характеристики финансовых активов. Предложена новая методология, включающая бинарный подход к выбору активов в портфель, где основанием для принятия решения служат отклики, полученные от многопрофильных методов прогнозирования. Цель исследования – повышение эффективности инвестиционных решений за счет разработки комплексной методологии поддержки принятия решений на основе трансформации, комбинирования и синтеза статистических и спектральных методов прогнозирования временных рядов. *Материалы и методы.* Комплексная методология включает в себя методы прогнозирования ARIMA/ARMA, ARIMA/GARCH и разложение Фурье, модифицированные автором. Для принятия решений на основе разработана общая модель и ее частные случаи – алгоритмы модифицированного случайного леса и Adaboost. *Результаты.* Валидация моделей, входящих в методологию, была осуществлена в сравнении с классической моделью Марковитца на четырех мировых индексах за разные временные промежутки. В подавляющем большинстве случаев предложенные модели показали лучший результат, чем классическая модель. *Выводы.* Комплексная методология поддержки принятия инвестиционных решений является более гибкой в сравнении с существующими за счет адаптации к характеру временных рядов и позволяет повысить эффективность инвестиций, что было показано при валидации. В дальнейшем планируется апробация методологии на российском рынке с расчетом экономического эффекта.

Ключевые слова: финансовые рынки, комплексная методология, инвестиционный портфель, временные ряды, персистентность, R/S-анализ, случайный лес, Adaboost

Для цитирования: Зиненко А. В. Комплексная методология поддержки принятия инвестиционных решений // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе. 2025. № 3. С. 141–152. doi: 10.21685/2227-8486-2025-3-11

COMPREHENSIVE METHODOLOGY OF SUPPORTING INVESTMENT DECISIONS

A.V. Zinenko

Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia
Anna-z@mail.ru

Abstract. *Background.* The paper highlights the need to modify traditional statistical methods that are based on the assumption of normal distribution of quotes and do not take into account more complex dynamic characteristics of financial assets. The author proposes a new methodology that includes a binary approach to selecting assets in a portfolio, where the basis for making a decision is the feedback received from multidisciplinary forecasting methods. The purpose of the study is to improve the efficiency of investment decisions by developing a comprehensive methodology for supporting decision-making based on the transformation, combination and synthesis of statistical and spectral methods for forecasting time series. *Materials and methods.* The comprehensive methodology includes forecasting methods ARIMA/ARMA, ARIMA/GARCH and Fourier decomposition, modified by the author. To make decisions on this basis, a general model and its special cases was developed - modified random forest and Adaboost algorithms. *Results.* Validation of the models included in the methodology was carried out in comparison with the classical Markowitz model on four world indices for different periods. In the vast majority of cases, the proposed models showed a better result than the classical model. *Conclusions.* The integrated methodology for supporting investment decision-making is more flexible compared to existing ones due to adaptation to the nature of time series and allows for increased investment efficiency, which was shown during validation. In the future, author plans to test the methodology on the Russian market with calculation of the economic effect.

Keywords: financial markets, integrated methodology, investment portfolio, time series, persistence, R/S analysis, random forest, Adaboost

For citation: Zinenko A.V. Comprehensive methodology of supporting investment decisions. *Modeli, sistemy, seti v ekonomike, tekhnike, prirode i obshchestve = Models, systems, networks in economics, technology, nature and society.* 2025;(3):141–152. (In Russ.). doi: 10.21685/2227-8486-2025-3-11

Введение

В настоящее время технологии позволяют собирать и обрабатывать большие данные, в том числе и по временным рядам, которые могут содержать динамическую информацию, полезную на практике. Статистические и спектральные методы анализа и прогнозирования временных рядов были разработаны еще до появления такого рода технологий. Таким образом, возникает необходимость модифицирования методов анализа и прогнозирования временных рядов, позволяющая применять их к временным рядам разного характера (персистентные и случайные, стационарные и нестационарные) с целью увеличить количество информации, получаемой из них. При этом с использованием современных технологий, таких как машинное обучение [1], появляется возможность создания гибкой модели, осуществляющей выбор метода прогнозирования в зависимости от характера временного ряда, а также выбор метода прогнозирования на основании результатов обучения модели.

Традиционно методы оценки финансовых инструментов опирались на две характеристики: доходность, рассчитываемую как математическое ожидание, и риск, рассчитываемый как дисперсия. Основной метрикой качества инвестиционного портфеля являлось соотношение этих двух характеристик. При этом было доказано, что биржевые котировки не всегда являются случайными [2]; соответственно, использование данного подхода не дает верной оценки. Автор придерживается постулата, что цены финансовых активов могут образовывать как случайные, так и неслучайные (персистентные) временные ряды. Таким образом, необходима комплексная методология с собственными

методами прогнозирования в зависимости от характера временного ряда, а также с универсальными метриками, которые могут быть применимы к разным типам временных рядов.

Цель исследования – повышение эффективности инвестиционных решений за счет разработки комплексной методологии поддержки принятия решений на основе трансформации, комбинирования и синтеза статистических и спектральных методов прогнозирования временных рядов.

Материалы и методы

Комплексная методология поддержки принятия решений на финансовом рынке включает в себя этапы, показанные на рис. 1.



Рис. 1. Блок-схема комплексной методологии поддержки принятия решений на финансовом рынке

Цель комплексной методологии поддержки принятия решений на финансовом рынке – улучшение эффективности инвестиций путем разработки альтернативных классическим моделям моделей формирования инвестиционного портфеля, учитывающих как случайный, так и персистентный характер временных рядов и работающих на разных финансовых рынках. Области применения методологии – финансовое управление и планирование, научные исследования.

Существующие методы и модели в области принятия инвестиционных решений автор предлагает разделить на две группы. Первая группа методов – это классические подходы, основанные на предположении о нормальности распределения временных рядов биржевых котировок. Данные методы до сих пор преобладают в научных работах [3, 4], а также на практике. Базовыми моделями выступают модель Марковитца [5], модели Шарпа [6] и модель ценообразования опционов Блека – Шоулза [7].

Вторая группа методов и моделей управления инвестиционным портфелем – это степенные законы. В данную группу входят фрактальный подход Бенуа Мандельброта [8], R/S-анализ, который был использован в предлагаемой автором методологии для определения персистентности или случайности временных рядов котировок [9], и степенные законы, объясняющие «толстые хвосты», иными словами большое количество отклонений от среднего более чем

на три сигма [10]. Степенные модели предлагают альтернативный классическим моделям подход, но не предоставляют конкретных моделей формирования инвестиционного портфеля [11, 12].

Комплексная методология поддержки принятия решений на финансовом рынке основывается на следующих принципах:

1. Бинарность. Данный принцип раскрывает основное отличие разработанной методологии от существующих подходов к формированию инвестиционного портфеля. Суть классических моделей – это расчет ожидаемой доходности и риска по известным данным о котировках и оптимизация их соотношения. Предлагаемая методология основывается на выборе инструмента на основании отклика – включать или не включать его в портфель, а функция потерь представляет собой отклонение прогнозного отклика от фактического отклика инструмента, который является информацией о том, вырос ли инструмент в цене за тестовый период.

2. Прогнозирование. Основой выбора финансового инструмента выступает прогноз, сделанный несколькими методами, модифицированными нами. Методы прогнозирования включают в себя модели ARIMA/ARMA [13, 14], разложение Фурье [13, 15], сингулярный спектральный анализ (SSA), экспоненциальное сглаживание и модели GARCH. Модели тестируются на больших объемах данных, и те из них, которые показали лучшие результаты, используются для формирования набора откликов.

3. Характер временных рядов. Финансовые временные ряды могут быть как случайными, так и зависящими от прошлых значений. Классические модели предполагают случайный характер, а степенные и фрактальные модели Мандельброта и Петерса – персистентность. Мы определяем характер временных рядов с использованием показателя Херста и исходя из этого выбираем метод прогнозирования.

4. Машинное обучение. Модели поддержки принятия решений, разработанные на основании откликов прогнозов, обучаются с использованием функции потерь, а затем тестируются на тестовой выборке с использованием метрик классификации [16].

5. Длительный горизонт. Поскольку предлагаемые модели основаны на откликах «инструмент вырастет в цене – инструмент не вырастет в цене», необходимо избегать влияния новостей и панических настроений. Инструмент должен объективно следовать тенденции, что происходит на длительных (более трех месяцев) промежутках. Таким образом, тестовый период в предлагаемых моделях должен составлять не менее трех месяцев, а обучающий период – не менее девяти (поскольку традиционно тестовая выборка составляет 20 % от общей).

Сбор исходных данных производился с использованием Yahoo Finance и Моех API и языка программирования Python. Для получения исходных данных нами была сконструирована функция `get_yfin(ticker, n_days)`, которая получала дневные котировки акций и валют с портала Yahoo Finance. Аргументами выступали тикер акции или валютной пары и количество дней – длина датасета. Функция использует библиотеки Python API, однако не требует создания собственного API – ключа, что делает ее универсальной для применения на любом устройстве.

Для очистки исходных данных была сконструирована функция `clean_index(list)`. Аргументом функции выступает список тикеров инструментов,

входящих в индекс. Функция убирает тикеры с пустыми значениями, строки с пустыми значениями, тикеры за недостаточно длительный временной промежуток, тикеры с одинаковыми значениями. Кроме того, поскольку для некоторых расчетов стандартное отклонение выступает знаменателем, функция убирает тикеры с нулевым разбросом. Такая функция необходима, поскольку методология предполагает прогнозирование значений котировок всех инструментов, входящих в индекс, в пределах одного запуска программы, и для бесперебойной работы алгоритма необходима такая глубокая очистка данных.

В качестве методов предложены ARIMA, разложение Фурье и комбинированный метод ARIMA/GARCH [17]. Кроме того, в базовой модели методологии используется метод наивного прогнозирования – расчет среднего арифметического прошлых значений тренировочного периода.

Методы прогнозирования использовались в зависимости от характера временных рядов, который определялся с использованием метода R/S-анализа. Для моделей формирования портфеля использовались модифицированные автором методы машинного обучения случайный лес и Adaboost [18].

Общая модель комплексной методологии поддержки принятия решений на финансовых рынках выглядит следующим образом.

Пусть задано множество объектов A . Каждый объект $A_j, j = \overline{1, n}$ изменяет свои значения во времени, временной ряд по каждому объекту представлен уровнями $y_i, i = \overline{1, m}$. Временные ряды разделяются на тренировочную и тестовую выборку $Tr = y_1 \dots y_{split}, Test = y_{split+1} \dots y_m$, где $split = [m \times 0,8]$. Для совокупности временных рядов задается семейство K функций прогноза P_k . Результатом применения данных функций является отклик $c_{jk} \in \{0,1\}$. Имеем $c_{jk} = \begin{cases} 1 & | y_{split} \geq \widehat{y}_{mk} \\ 0 & | y_{split} < \widehat{y}_{mk} \end{cases}$, где \widehat{y}_{mk} – прогнозное значение уровня временного ряда методом k на момент m окончания тестового периода.

Таким образом, исходными данными для модели выбора активов в портфель является матрица размерностью $N \times K + 1$. Последний столбец матрицы показывает фактические отклики $u_{ik+1} = 0 | y_{split} \geq y_m, c_{jk+1} = 1 | y_{split} < y_m$, где y_m – фактическое значение уровня временного ряда на момент окончания тестового периода.

Для матрицы размерностью $N \times K$ (объекты – отклики) задается алгоритм машинного обучения T , который выбирает из множества откликов c_{jk} окончательный отклик t_j по каждому объекту. В качестве алгоритма T мы выбрали дерево решений, глубина K которого не может быть больше количества функций прогноза.

Далее создается ансамбль из алгоритмов $T_z, z = \overline{1, Z}$, где Z – количество алгоритмов в ансамбле, и функция точности F равна

$$F = \frac{\sum_{l=1}^2 n_l}{\sum_{l=1}^2 N_l}, \quad (1)$$

где n_l – количество l -х фактических откликов, совпадающих с l -ми откликами в модели; N_l – количество l -х откликов модели. Алгоритмы T_z повторяются до тех пор, пока функция точности F не перестанет увеличиваться.

Инструментами реализации комплексной методологии являются язык программирования Python, API для импорта данных с бирж и торговых площадок, Excel для создания базы данных.

Валидация осуществлена в следующих разделах работы.

Результаты

В рамках общей модели автором были разработаны две модели бинарного формирования портфеля. Первая базовая модель – модифицированный алгоритм случайного леса. В качестве функций прогноза выступили функции P_1 – «наивный прогноз» на основании среднего арифметического и P_2 – модифицированная автором модель ARIMA (1, 1, 1). Затем алгоритм машинного обучения T – модифицированный случайный лес [19] – генерировал подборки из исходных временных рядов котировок акций, а прогнозы «голосовали», включать или не включать акцию в портфель. Если прогноз показывал рост акции, то отклик был «включать», если падение – отклик «не включать». Окончательно выбирались в портфель те акции, количество голосов за которые превышало медианное.

Следующая расширенная модель была основана на алгоритме машинного обучения Adaboost [20]. В качестве функций прогноза выступили функции P_1 – модель ARIMA/GARCH для персистентных временных рядов и интегрированный аналог модели ARMA для случайных временных рядов и P_2 – разработанный автором алгоритм прогнозирования на основе разложения Фурье. Алгоритм Adaboost на каждой итерации задавал веса функциям прогноза – больший вес той функции, которая показала меньшую ошибку, и на основании взвешенных прогнозов выдавал финальный отклик, включать или не включать акцию в портфель по каждой акции индекса. Итерации повторялись до тех пор, пока функция точности F не переставала увеличиваться. Персистентность случайных временных рядов для выбора между моделями ARIMA/GARCH и ARMA определялась с помощью R/S-анализа.

Модели были протестированы на индексах AMEX, NASDAQ, NYSE и Forex за двухлетние промежутки с 2013 по 2024 г. На самом первом промежутке 2011–2012 гг. модель обучается. Отбор инструментов для портфеля производился тремя методами: модифицированный случайный лес, Adaboost и классическая модель Марковитца, которая была взята для сравнения. При этом модель Марковитца также давала бинарные отклики, включать или не включать инструмент в портфель. Для оценки точности алгоритмов были рассчитаны следующие метрики:

– Precision. Показывает долю правильно предсказанных положительных ответов в общем количестве предсказанных положительных ответов;

– Recall. Показывает долю положительных ответов, предсказанных алгоритмом, в общем количестве фактических положительных ответов;

– Accuracy. Показывает долю точных прогнозов по обоим классам.

Все данные метрики принимают значения от нуля до единицы либо от нуля до ста, если измерять их в процентах. Для отбора акций в портфель наиболее важна метрика Precision. Алгоритм классификации считается приемлемым,

если метрика Accuracy составляет более 50 %, иначе алгоритм классифицирует не лучше случайного выбора. Полученные метрики показаны в табл. 1–4.

Таблица 1

Сравнительные метрики качества моделей модифицированный случайный лес, Adaboost и модель Марковица для индекса Amex

Метрика	Период	Модифицированный случайный лес	Adaboost	Модель Марковица
Precision	2011–2012	0,77	0,56	0,51
	2013–2014	0,53	0,51	0,36
	2015–2016	0,46	0,6	0,46
	2017–2018	0,6	0,63	0,3
	2019–2020	0,74	0,69	0,21
	2021–2022	0,68	0,66	0,46
	2023–2024	0,66	0,73	0,61
Recall	2011–2012	0,82	0,86	0,57
	2013–2014	1	0,55	0,62
	2015–2016	0,75	0,7	0,68
	2017–2018	1	0,78	0,57
	2019–2020	0,59	0,96	0,53
	2021–2022	0,63	0,66	0,59
	2023–2024	0,7	0,69	0,65
Accuracy	2011–2012	0,65	0,6	0,53
	2013–2014	0,53	0,5	0,5
	2015–2016	0,52	0,67	0,52
	2017–2018	0,6	0,83	0,41
	2019–2020	0,57	0,69	0,41
	2021–2022	0,55	0,77	0,49
	2023–2024	0,57	0,69	0,52

Таблица 2

Сравнительные метрики качества моделей модифицированный случайный лес, Adaboost и модель Марковица для индекса Nasdaq

Метрика	Период	Модифицированный случайный лес	Adaboost	Модель Марковица
1	2	3	4	5
Precision	2011–2012	0,47	0,68	0,67
	2013–2014	0,96	0,67	0,8
	2015–2016	0,55	0,67	0,66
	2017–2018	0,85	0,19	0,45
	2019–2020	0,68	0,85	0,8
	2021–2022	0,87	0,41	0,35
	2023–2024	0,71	0,71	0,7
Recall	2011–2012	0,63	0,77	0,47
	2013–2014	0,72	0,99	0,57
	2015–2016	0,88	0,83	0,55
	2017–2018	0,79	0,45	0,7
	2017–2018	0,79	0,45	0,7
	2019–2020	0,62	0,55	0,54

Окончание табл. 2

1	2	3	4	5
	2021–2022	0,84	0,52	0,49
	2023–2024	0,64	0,72	0,51
Accuracy	2011–2012	0,57	0,6	0,46
	2013–2014	0,7	0,67	0,54
	2015–2016	0,55	0,63	0,54
	2017–2018	0,71	0,7	0,49
	2019–2020	0,59	0,56	0,54
	2021–2022	0,76	0,55	0,49
	2023–2024	0,56	0,6	0,51

Таблица 3

Сравнительные метрики качества моделей модифицированный случайный лес, Adaboost и модель Марковица для индекса Nyse

Метрика	Период	Модифицированный случайный лес	Adaboost	Модель Марковица
Precision	2011–2012	0,73	0,79	0,83
	2013–2014	0,88	0,6	0,69
	2015–2016	0,49	0,79	0,56
	2017–2018	0,83	0,73	0,44
	2019–2020	0,65	0,69	0,8
	2021–2022	0,9	0,66	0,43
	2023–2024	0,69	0,75	0,77
Recall	2011–2012	0,6	0,99	0,52
	2013–2014	0,7	0,89	0,49
	2015–2016	0,61	0,64	0,53
	2017–2018	0,64	0,89	0,6
	2019–2020	0,64	0,56	0,51
	2021–2022	0,86	0,98	0,51
	2023–2024	0,66	0,99	0,53
Accuracy	2011–2012	0,56	0,79	0,54
	2013–2014	0,66	0,61	0,51
	2015–2016	0,48	0,59	0,51
	2017–2018	0,59	0,71	0,53
	2019–2020	0,58	0,55	0,52
	2021–2022	0,79	0,66	0,5
	2023–2024	0,57	0,75	0,53

Таблица 4

Сравнительные метрики качества моделей модифицированный случайный лес, Adaboost и модель Марковица для индекса Forex

Метрика	Период	Модифицированный случайный лес	Adaboost	Модель Марковица
1	2	3	4	5
Precision	2011–2012	0,56	0,64	0,48
	2013–2014	0,57	0,7	0,47
	2015–2016	0,54	0,51	0,5

Окончание табл. 4

1	2	3	4	5
Precision	2017–2018	0,58	0,69	0,48
	2019–2020	0,6	0,74	0,55
	2021–2022	0,53	0,69	0,47
	2023–2024	0,6	0,68	0,58
Recall	2011–2012	0,7	0,4	0,54
	2013–2014	0,66	0,68	0,54
	2015–2016	0,63	0,58	0,54
	2017–2018	0,68	0,56	0,58
	2019–2020	0,6	0,68	0,48
	2021–2022	0,79	0,41	0,55
	2023–2024	0,62	0,8	0,56
Accuracy	2011–2012	0,56	0,62	0,52
	2013–2014	0,55	0,64	0,54
	2015–2016	0,59	0,52	0,51
	2017–2018	0,59	0,59	0,51
	2019–2020	0,57	0,68	0,48
	2021–2022	0,58	0,64	0,5
	2023–2024	0,55	0,66	0,51

Результаты и обсуждение

Валидация комплексной методологии поддержки принятия решений на финансовом рынке производилась на четырех индексах крупнейших мировых бирж. Разные рыночные условия были достигнуты за счет того, что было проанализировано семь временных промежутков. Метриками качества моделей выступили Precision, Recall и Accuracy. Для сравнения аналогичная валидация осуществлялась по классической модели Марковица.

По наиболее важной метрике Precision предложенные модели показывают лучшие результаты, чем классическая модель, за исключением индекса NYSE за период 2017–2018 гг. и индекса NASDAQ за 2013–2014 и 2017–2018 гг. За эти периоды модель Марковица показала лучший результат, чем Adaboost. По метрике Recall алгоритм Adaboost в большинстве случаев показал лучшие результаты. Модель Марковица показала более высокий результат только в двух случаях: по рынку Forex за период 2021–2022 гг. и по индексу NASDAQ за 2017–2018 гг. Метрика Accuracy в большинстве случаев превышает 50 % по всем моделям; это говорит о том, что как разработанные, так и классическая модели являются рабочими. Однако во всех случаях по данной метрике наиболее слабые результаты показала модель Марковица.

Заключение

В работе представлена комплексная методология принятия решений на финансовом рынке, основанная на прогнозировании, бинарном подходе и на утверждении как о персистентном, так и случайном характере финансовых временных рядов. Рассмотрены все составляющие методологии, представлена общая модель. В рамках общей модели разработаны две частные: модифицированный случайный лес и Adaboost. Произведена валидация разработанных

моделей в сравнении с классической моделью Марковица на четырех индексах за семь временных промежутков. В подавляющем большинстве случаев разработанные модели показали лучшие результаты, чем классическая модель. В дальнейшем планируется произвести апробацию моделей на российском рынке акций с расчетом экономического эффекта, выраженного доходностью портфеля.

Список литературы

1. Анастасиади Д. Е., Верещагин А. А., Пятаков М. А. Машинное обучение и его применение в различных областях, включая медицину, финансы и производство // Научный аспект. 2024. Т. 46, № 4. С. 6166–6174.
2. Гарафутдинов Р. Ф. Моделирование и прогнозирование на финансовых рынках с применением фрактального анализа : монография. Пермь : Пермский государственный национальный исследовательский университет, 2022. 95 с.
3. Абузов А. Ю. Модель оптимизации портфеля инвестиций в современных условиях // Финансы и кредит. 2024. Т. 30, № 6 (846). С. 1274–1289. doi: 10.24891/fc.30.6.1274
4. Королев С. А., Язев М. В., Ермоленко А. А., Дорж А. В. Сравнительный анализ точности прогнозирования доходности акций при использовании различных модификаций модели CAPM // Финансовая экономика. 2020. № 3. С. 375–380.
5. Свиринов Т. Анализ методов оценки инвестиционной привлекательности акций // Инновации. Наука. Образование. 2021. № 33. С. 783–787.
6. Бирюкова С. С. Построение регрессионной модели Шарпа в условиях растущей инфляции и нестабильности фондовых рынков // Экономика и предпринимательство. 2021. № 9 (134). С. 1372–1375. doi: 10.34925/EIP.2021.134.9.266
7. Синчуков А. В. Общие вопросы конструирования и управления портфелем финансовых инструментов // Научные исследования и разработки. Экономика. 2022. Т. 10, № 1. С. 36–43. doi: 10.12737/2587-9111-2022-10-1-36-43
8. Некрасова И. В. Показатель Херста как мера фрактальной структуры и долгосрочной памяти финансовых рынков // Международный научно-исследовательский журнал. 2015. № 7 (88). С. 87–91.
9. Зиненко А. В. R/S анализ на фондовом рынке // Бизнес-информатика. 2012. № 3 (27). С. 156–159.
10. Зиненко А. В. Закон Парето на фондовом рынке // Финансы и кредит. 2015. № 38 (662). С. 11–19.
11. Negin Y. Reception of Mandelbrot and His Economic Ideas in Russia // Terra Economicus. 2024. Т. 22, № 2. Р. 114–123. doi: 10.18522/2073-6606-2024-22-2-114-123
12. Розенберг Г. С. Фрактальные методы анализа структуры сообществ // Принципы экологии. 2018. № 4 (29). С. 4–43.
13. Zinenko A., Stupina A. Financial time series forecasting methods // ITM Web Conf. II International Workshop Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems (HMMOCS-II 2023). 2024. № 59. Р. 02005. doi: 10.1051/itmconf/20245902005
14. Данилишин А. Р., Голембиовский Д. Ю. Оценка стоимости опционов на основе моделей ARIMA-GARCH с ошибками, распределенными по закону Su Джонсона // Информатика и ее применения. 2020. Т. 14, вып. 4. С. 83–90.
15. Кошелева Д. Д., Доронина А. В. Преобразование Фурье и быстрое преобразование Фурье // Инновации. Наука. Образование. 2021. № 38. С. 626–632.
16. Степанов В. В., Липин К. М., Коробейников И. Д. Современные архитектуры интеллектуальных систем поддержки принятия решений // Научные труды КубГТУ. 2018. № 3. С. 324–334.

17. Зиненко А. В. Алгоритм комбинирования моделей ARIMA и GARCH для прогнозирования биржевых котировок // Экономика и менеджмент систем управления. 2024. № 3 (53). С. 32–41.
18. Грамович Я. В., Мусатов Д. Ю., Петрусевич Д. А. Применения беггинга в прогнозировании временных рядов // Russian Technological Journal. 2024. Т. 12, № 1. С. 101–110.
19. Zinenko A., Stupina A. A Modification of random forest investment assets selection algorithm // ITM Web Conf. II International Workshop Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems (HMMOCS-III 2023). 2025. № 72. P. 1002. doi: 10.1051/itmconf/20257201002
20. Xing H.-J., Lio W.-T., Wang X.-Zh. Bounded exponential loss function based Ada-Boost ensemble of OCSVMs // Pattern Recognition. 2024. № 148. P. 110191. doi: 10.1016/j.patcog.2023.110191

References

1. Anastasiadi D.E., Vereshchagin A.A., Pyatakov M.A. Machine learning and its application in various fields, including medicine, finance and production. *Nauchnyj aspekt = Scientific aspect*. 2024;46(4):6166–6174. (In Russ)
2. Garafutdinov R.F. *Modelirovanie i prognozirovanie na finansovykh ryunkakh s primeneniem fraktal'nogo analiza: monografiya. = Modeling and forecasting in financial markets using fractal analysis: a monograph*. Perm: Permskij gosudarstvennyj natsional'nyj issledovatel'skij universitet, 2022:95. (In Russ)
3. Abuzov A.Y. Model of investment portfolio optimization in modern conditions. *Finansy i kredit = Finance and credit*. 2024;30(6):1274–1289. (In Russ). doi: 10.24891/fc.30.6.1274
4. Korolev S.A., Yazev M.V., Ermolenko A.A., Dorzh A.V. Comparative analysis of the accuracy of forecasting stock returns using various modifications of the CAPM model. *Finansovaya ekonomika = Financial Economics*. 2020;(3):375–380. (In Russ)
5. Svirin T. Analysis of methods for assessing the investment attractiveness of stocks. *Innovatsii. Nauka. Obrazovanie = Innovations. Science. Education*. 2021;(33):783–787. (In Russ)
6. Biryukova S.S. Construction of the Sharpe regression model in conditions of growing inflation and instability of stock markets. *Ekonomika i predprinimatel'stvo = Economics and entrepreneurship*. 2021;(9):1372–1375. (In Russ). doi: 10.34925/EIP.2021.134.9.266
7. Sinchukov A.V. General issues of designing and managing a portfolio of financial instruments. *Nauchnye issledovaniya i razrabotki. Ekonomika = Scientific research and development. Economy*. 2022;10(1):36–43. (In Russ). doi: 10.12737/2587-9111-2022-10-1-36-43
8. Nekrasova I.V. Hearst index as a measure of fractal structure and long-term memory of financial markets. *Mezhdunarodnyj nauchno-issledovatel'skij zhurnal = International Scientific Research Journal*. 2015;(7):87–91. (In Russ)
9. Zinenko A.V. R/S stock market analysis. *Biznes-informatika = Business Informatics*. 2012;(3):156–159. (In Russ)
10. Zinenko A.V. Pareto's law on the stock market. *Finansy i kredit = Finance and Credit*. 2015;(38):11–19. (In Russ)
11. Negina Y. Reception of Mandelbrot and His Economic Ideas in Russia. *Terra Economicus*. 2024;22(2):114–123. doi: 10.18522/2073-6606-2024-22-2-114-123
12. Rosenberg G.S. Fractal methods for analyzing the structure of communities. *Printsipy ekologii = Principles of ecology*. 2018;(4):4–43. (In Russ)
13. Zinenko A., Stupina A. Financial time series forecasting methods. *ITM Web Conf. II International Workshop Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems (HMMOCS-II 2023)*. 2024;59:02005. doi: 10.1051/itmconf/20245902005

14. Danilishin A.R., Golembiovsky D.Y. Valuation of options based on ARIMA-GARCH models with errors distributed according to Su Johnson's law. *Informatika i ee primeneniya = Informatics and its applications*. 2020;14(4):83–90. (In Russ)
15. Kosheleva D.D., Doronina A.V. Fourier transform and fast Fourier transform. *Innovatsii. Nauka. Obrazovanie = Innovations. Science. Education*. 2021;(38):626–632. (In Russ)
16. Stepanov V.V., Lipin K.M., Korobeynikov I.D. Modern architectures of intellectual decision support systems. *Nauchnye trudy KubGTU = Scientific works of KubSTU*. 2018;(3):324–334. (In Russ)
17. Zinenko A.V. Algorithm of combining ARIMA and GARCH models for forecasting stock quotations. *Ekonomika i menedzhment sistem upravleniya = Economics and management of management systems*. 2024;(3):32–41. (In Russ)
18. Gramovich Ya.V., Musatov D.Yu., Petrusevich D.A. Applications of begging in time series forecasting. *Russian Technological Journal*. 2024;12(1):101–110. (In Russ)
19. Zinenko A., Stupina A. A Modification of random forest investment assets selection algorithm. *ITM Web Conf. II International Workshop Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems (HMMOCS-III 2023)*. 2025;(72):1002. doi: 10.1051/itmconf/20257201002
20. Xing H.-J., Lio W.-T., Wang X.-Zh. Bounded exponential loss function based Ada-Boost ensemble of OCSVMs. *Pattern Recognition*. 2024;(148):110191. doi: 10.1016/j.patcog.2023.110191

Информация об авторах / Information about the authors

Анна Викторовна Зиненко

кандидат технических наук,
доцент кафедры экономической
и финансовой безопасности,
Сибирский федеральный университет
(Россия, Красноярск, пр-кт Свободный, 79)
E-mail: Anna-z@mail.ru

Anna V. Zinenko

Candidate of technical sciences, associate
professor of the sub-department
of economic and financial security,
Siberian Federal University
(79 Svobodny avenue, Krasnoyarsk,
Russia)

**Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов /
The author declares no conflicts of interests.**

Поступила в редакцию/Received 03.06.2025

Поступила после рецензирования/Revised 27.06.2025

Принята к публикации/Accepted 18.07.2025