

Тамбасов Сергей Александрович,
Студент 3 курса магистратуры,
Автономная некоммерческая организация высшего
образования «Российский новый университет»
Tambasov Sergey Alesandrovich,
3rd year Master's student,
Autonomous non-profit organization of higher
education "Russian New University"

**СОВРЕМЕННЫЙ ПОДХОД К ОПТИМИЗАЦИИ ИНВЕСТИЦИОННОГО
ПОРТФЕЛЯ: ИНТЕГРАЦИЯ МОМЕНТУМ-ФИЛЬТРОВ, МЕТОДОВ МАШИННОГО
ОБУЧЕНИЯ И ИЕРАРХИЧЕСКОГО РАСПРЕДЕЛЕНИЯ РИСКОВ (HRP)**
**A MODERN APPROACH TO OPTIMIZING AN INVESTMENT PORTFOLIO:
INTEGRATION OF MOMENTUM FILTERS, MACHINE LEARNING TECHNIQUES,
AND HIERARCHICAL RISK DISTRIBUTION (HRP)**

Аннотация. В статье предложена трёхэтапная методология построения инвестиционного портфеля, включающая прогнозный отбор активов с помощью моделей машинного обучения (CatBoost, LSTM), фильтрацию по индикатору Momentum и распределение капитала методом иерархического паритета риска (HRP). Тестирование на данных российского рынка (2020–2025 гг.) показало, что предложенный подход обеспечивает более высокий коэффициент Шарпа (0,98) и меньшую просадку по сравнению с классическими стратегиями.

Abstract. The article proposes a three-stage portfolio construction methodology that includes predictive asset selection using machine learning models (CatBoost, LSTM), Momentum filtering, and capital allocation via Hierarchical Risk Parity (HRP). Testing on Russian market data (2020–2025) demonstrates that the proposed approach provides a higher Sharpe ratio (0.98) and lower drawdown compared to classical strategies.

Ключевые слова: Оптимизация портфеля, иерархический паритет риска, машинное обучение, Momentum, CatBoost, LSTM, диверсификация.

Keywords: Portfolio optimization, Hierarchical Risk Parity, machine learning, Momentum, CatBoost, LSTM, diversification.

ВВЕДЕНИЕ

Современные финансовые рынки характеризуются высокой волатильностью и сложностью взаимосвязей между активами, что требует использования продвинутых методов анализа данных для построения устойчивых инвестиционных портфелей [1]. Традиционные подходы, такие как среднесрочная оптимизация по доходности и риску, часто оказываются чувствительными к ошибкам оценок и ведут к недостаточной диверсификации [2]. В ответ на эти вызовы активно развиваются методы, основанные на машинном обучении и алгоритмах, не требующих прогноза доходности.

Цель исследования – разработка и тестирование гибридной методологии, которая последовательно интегрирует:

1. прогнозный отбор активов с помощью моделей CatBoost и LSTM;
2. фильтрацию по индикатору Momentum для подтверждения тренда;
3. распределение весов методом иерархического паритета риска (HRP), обеспечивающего устойчивость к рыночным шокам.



МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Использованы ежедневные данные по акциям 20 крупнейших российских компаний (индекс МОЕХ) за период 2020–2025 гг. Данные разделены на обучающую (2020–2023), валидационную (2024) и тестовую (2025) выборки.

Этап 1: Прогнозный отбор активов.

На основе исторических данных рассчитаны лаги цен, скользящие статистики и технические индикаторы (RSI, ATR). Целевая переменная – бинарная метка (превышение доходностью медианного значения). Для классификации использовались CatBoost и LSTM. В предварительный пул отбирались активы с наибольшей совокупной вероятностью роста.

Этап 2: Фильтрация по Momentum.

Для отобранных активов рассчитывался 12-месячный импульс (Momentum). В окончательный пул включались только активы с $Momentum > 1$, находящиеся в верхнем квартиле распределения.

Этап 3: Распределение весов методом HRP.

Для финального пула (5–7 активов) строилась матрица ковариаций. Алгоритм HRP (реализация Riskfolio-Lib) выполнял:

- иерархическую кластеризацию активов на основе матрицы корреляций;
- квази-диагонализацию матрицы ковариаций;
- рекурсивное распределение риска между кластерами и внутри них [3].

Бенчмарки и метрики.

Для сравнения сформированы портфели:

1. равновзвешенный (EW);
2. оптимизированный по модели средняя дисперсия;
3. топ-5 активов по Momentum.

Метрики: общая доходность, волатильность, коэффициент Шарпа, максимальная просадка.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Результаты тестирования за 2025 год представлены в Таблице 1.

Таблица 1.

Сравнительные характеристики портфелей за 2025 год.

Портфель / Метрика	Общая доходность	Волатильность	Коэф. Шарпа	Макс. просадка
Предложенная стратегия (ML+Momentum+HRP)	18.5%	14.2%	0.98	-8.7%
Только Momentum (Top-5)	15.1%	19.5%	0.61	-12.3%
ML-прогноз + Равные веса (EW)	16.8%	17.1%	0.79	-11.5%
Классическая оптимизация (Markowitz)	12.3%	16.8%	0.55	-15.0%
Равновзвешенный индексный (EW 20 assets)	10.5%	18.0%	0.41	-13.8%



Предложенная трёхэтапная методология показала наилучший баланс доходности и риска. Ключевой вклад HRP проявился в снижении волатильности и просадки при сохранении высокой доходности. HRP, в отличие от классических методов, не требует оценки ожидаемой доходности, что повышает его робастность в условиях нестабильности рынков [4].

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанная методология демонстрирует практическую эффективность для построения диверсифицированных и устойчивых инвестиционных портфелей. Интеграция машинного обучения, Momentum-фильтрации и HRP позволяет превзойти традиционные стратегии по коэффициенту Шарпа и минимизировать просадку. Перспективой исследований является адаптация подхода для работы с другими классами активов и интеграция альтернативных мер риска.

Список литературы:

1. Panda K. Analysis of Optimal Portfolio Management Using Hierarchical Clustering // arXiv. 2023. arXiv:2308.11202.
2. Xiao L., Deng X. Research on Asset Allocation Based on Hierarchical Clustering and Fuzzy Theory // Academic Journal of Business & Management. 2022. Vol. 4, Issue 9. P. 124–132.
3. Riskfolio-Lib: Documentation // Read the Docs. URL: <https://riskfolio-lib.readthedocs.io/>.
4. Бунеев Н. И. Оптимизация портфеля с применением методов машинного обучения: еще один подход // НИУ ВШЭ. 2024.

