

УДК 004

Пантелеева А.И.

магистрант 1 курса

Северный (Арктический) федеральный университет

(г. Архангельск, Россия)

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ИНВЕСТИЦИОННЫХ ПОРТФЕЛЕЙ

***Аннотация:** оптимизация инвестиционных портфелей является одной из важнейших задач в области финансов, требующей эффективных методов для принятия решений о распределении активов. В последние годы методы глубокого обучения (ГОб) начинают играть важную роль в этой сфере, предоставляя новые возможности для прогнозирования рыночных тенденций и формирования оптимальных инвестиционных стратегий. В статье рассматриваются современные алгоритмы глубокого обучения, применяемые для решения задач оптимизации портфелей, такие как нейронные сети, усиленное обучение и автоэнкодеры. Особое внимание уделено их преимуществам по сравнению с традиционными методами, такими как теория портфеля Марковица, и их применению для минимизации рисков и максимизации доходности.*

***Ключевые слова:** глубокое обучение, инвестиционные портфели, оптимизация, нейронные сети, усиленное обучение, автоэнкодеры, прогнозирование, финансовые рынки.*

Оптимизация инвестиционных портфелей — это процесс выбора наилучшего сочетания активов, которые соответствуют целям инвестора, включая максимизацию доходности при минимизации риска. Традиционно для этого использовались математические модели, такие как модель Марковица [1], которая основывается на оптимизации портфеля с учетом ожидаемой доходности и ковариации активов. Однако в последние десятилетия с развитием вычислительных технологий и появлением методов машинного обучения стало возможным применять более сложные подходы, которые позволяют учитывать

огромное количество факторов и взаимодействий между активами, а также улучшать результаты предсказаний на основе больших данных.

Глубокое обучение, являясь одной из самых мощных ветвей искусственного интеллекта, представляет собой перспективный инструмент для решения задачи оптимизации портфелей. Алгоритмы глубокого обучения могут быть использованы для прогнозирования рыночных цен, оценки волатильности активов, а также для формирования более точных и адаптивных стратегий инвестиционного распределения.

Методы глубокого обучения (ГОб) значительно изменили подходы к оптимизации инвестиционных портфелей, предоставив новые возможности для более точного прогнозирования и принятия решений. В отличие от традиционных методов, которые основываются на исторических данных и линейных зависимостях, методы глубокого обучения могут выявлять сложные нелинейные связи между различными активами и учитывать более широкий спектр факторов. Рассмотрим, как именно алгоритмы глубокого обучения применяются в процессе оптимизации портфелей.

Нейронные сети являются основным инструментом глубокого обучения, который используется для прогнозирования рыночных тенденций, цен на активы и оценки рисков. Нейронные сети могут обрабатывать данные о ценах акций, валютных курсах, объемах торговли и других характеристиках активов, позволяя создавать более точные прогнозы.

Одной из распространенных моделей являются многослойные перцептроны (MLP) [2], которые могут обучаться на большом объеме исторических данных и выявлять скрытые зависимости между активами. Модели нейронных сетей способны учитывать множество факторов одновременно, таких как изменения рыночных условий, глобальные события и другие внешние воздействия, которые влияют на стоимость активов. Важно, что нейронные сети могут адаптироваться к изменяющимся условиям, что позволяет создавать более гибкие и точные модели.

Существует также вариант использования рекуррентных нейронных сетей (RNN) [3] и их модификаций, таких как LSTM и GRU, которые особенно эффективны при работе с временными рядами, что характерно для финансовых данных. Эти сети могут учитывать долгосрочные зависимости между наблюдениями, что улучшает прогнозирование цен и волатильности активов на более длительный срок. Такие сети отлично подходят для анализа и прогнозирования таких финансовых показателей, как динамика валютных курсов, изменения на фондовых рынках и колебания цен на сырьевые товары.

Усиленное обучение — это метод, при котором агент (алгоритм) обучается принимать оптимальные решения путем взаимодействия с окружающей средой и получения награды или наказания в зависимости от того, насколько хорошо он выполняет свою задачу. В контексте оптимизации инвестиционных портфелей усиленное обучение используется для разработки стратегий, которые могут адаптироваться к рыночным условиям в реальном времени.

Применение усиленного обучения в оптимизации портфелей позволяет алгоритмам автоматически определять наилучшие действия по перераспределению активов в портфеле. Агент может обучаться на основе исторических данных, чтобы научиться минимизировать риски и максимизировать доходность при изменении рыночных условий. Этот подход особенно эффективен в условиях неопределенности, когда информация о текущем состоянии рынка может быть неполной или изменчивой. Преимущество усиленного обучения заключается в том, что он позволяет динамически адаптировать стратегию управления портфелем и принимать решения, основываясь на комплексных взаимодействиях различных факторов.

Один из популярных методов усиленного обучения — это алгоритм Q-learning, который позволяет оптимизировать портфель, максимизируя функцию ценности в зависимости от текущих рыночных условий. Также для более сложных ситуаций используется Deep Q-learning, где вместо таблицы значений

используется нейронная сеть, что позволяет значительно улучшить адаптивность и масштабируемость алгоритма.

Автоэнкодеры — это нейронные сети, которые обучаются на том, чтобы сжать входные данные в компактное представление (код) и затем восстановить их. В контексте оптимизации портфелей автоэнкодеры используются для выявления скрытых закономерностей и особенностей в больших объемах финансовых данных.

Автоэнкодеры могут быть использованы для уменьшения размерности данных, что позволяет улучшить эффективность анализа и ускорить процесс обучения моделей. Например, можно использовать автоэнкодеры для обработки данных о ценах на активы и выделения главных факторов, влияющих на их стоимость. Это помогает выявить структурные зависимости, которые не всегда очевидны при традиционном анализе, и применить их для более точного прогнозирования рыночных изменений.

Кроме того, автоэнкодеры могут использоваться для обработки неструктурированных данных, таких как текстовые новости или финансовые отчеты, чтобы выделить важную информацию, влияющую на стоимость активов. Этот подход может значительно расширить круг факторов, которые учитываются при оптимизации портфелей.

Риски являются неотъемлемой частью любого инвестиционного портфеля, и способность точно оценить их величину критически важна для успешной оптимизации. Глубокие нейронные сети позволяют эффективно прогнозировать риски, связанные с изменениями на финансовых рынках. Модели, обученные на исторических данных, могут предсказывать вероятные колебания цен на активы, а также оценивать вероятность различных сценариев в будущем.

В частности, нейронные сети могут использоваться для оценки волатильности активов, что помогает формировать стратегии, которые минимизируют риски в периоды высокой неопределенности. Кроме того, глубокие нейронные сети могут быть применены для анализа корреляций между

активами, что помогает лучше понять, как различные активы в портфеле будут реагировать на изменения в рыночной ситуации.

Основным преимуществом использования методов глубокого обучения в оптимизации портфелей является их способность эффективно обрабатывать и анализировать большие объемы данных. Эти методы могут учитывать более сложные взаимосвязи между различными активами и учитывать множество факторов, влияющих на их стоимость. Это значительно улучшает точность прогнозирования и позволяет создавать более эффективные стратегии управления активами.

Кроме того, глубокие нейронные сети и усиленное обучение позволяют адаптировать стратегии управления активами в реальном времени, что особенно важно в условиях изменчивого рынка. Эти подходы могут учитывать текущие рыночные условия, новости и другие данные, что помогает принимать более обоснованные решения и минимизировать риски.

Использование глубокого обучения также позволяет ускорить процесс анализа и принятия решений. Модели могут обучаться на больших объемах данных и автоматически выявлять закономерности, которые сложно обнаружить с помощью традиционных методов. Это открывает новые возможности для более точного и оперативного принятия решений в области финансов.

Глубокое обучение значительно улучшает методы оптимизации инвестиционных портфелей, позволяя использовать более сложные и гибкие подходы для прогнозирования рыночных тенденций и формирования стратегий управления активами. Нейронные сети, усиленное обучение и автоэнкодеры предоставляют новые возможности для анализа финансовых данных, что позволяет более точно оценивать риски и максимизировать доходность. Эти технологии открывают перспективы для создания более адаптивных и эффективных моделей, которые могут работать в условиях динамичных рыночных изменений, что значительно улучшает процесс оптимизации инвестиционных портфелей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. КиберЛенинка [Электронный ресурс] - URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/model-markovitsa-matematicheskie-aspekty-i-kompyuternaya-realizatsiya>;
2. Loginom Wiki [Электронный ресурс] - URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/multilayered-perceptron.html>;
3. Neurohive [Электронный ресурс] - URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/rekurrentnye-nejronnye-seti/>

Panteleeva A.I.

Northern (Arctic) Federal University
(Arkhangelsk, Russia)

APPLICATION OF DEEP LEARNING ALGORITHMS FOR OPTIMIZING INVESTMENT PORTFOLIOS

Abstract: *portfolio optimization is one of the most important tasks in finance, requiring effective methods for asset allocation decisions. In recent years, deep learning (DL) methods have started to play a crucial role in this area, offering new opportunities for predicting market trends and developing optimal investment strategies. This article examines modern deep learning algorithms used for solving portfolio optimization problems, such as neural networks, reinforcement learning, and autoencoders. Particular attention is given to their advantages over traditional methods, such as Markowitz's portfolio theory, and their application for risk minimization and return maximization.*

Keywords: *deep learning, investment portfolios, optimization, neural networks, reinforcement learning, autoencoders, forecasting, financial markets.*