

ФОРМАЛИЗАЦИЯ ТРЕБОВАНИЙ К МОДЕЛИ CRL ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Ракич Т.¹

Научный руководитель – канд. техн. наук, преподаватель Воскресенский А. Г.¹

¹Университет ИТМО
rakic.tina@outlook.com

Введение

Теория фондовых рынков базируется на гипотезах случайного блуждания, предполагающей стохастический характер цен на активы, и эффективного рынка, утверждающей, что невозможно построить прогноз о будущих ценах на активы на основе исторических данных. Тем не менее задача построения надежных моделей для прогнозирования финансовых временных рядов остается актуальной до сих пор. Современные исследования показали, что можно строить эффективные прогностические модели, чем поставили под сомнение выполнение упомянутых гипотез в действительности [1]. Модели, использующие методы машинного обучения, являются в данный момент наиболее эффективным методом прогнозирования финансовых временных рядов [2], т.к. позволяют работать с нелинейными, нестационарными данными, имеющим распределения с тяжелыми хвостами. Одним из перспективных классов моделей для решения финансовых задач в последние годы выступает обучение с подкреплением (reinforcement learning, RL) [3], в т.ч. и для долгосрочного прогнозирования цен на акции [4]. При этом, как и другие методы, основанные на нейронных сетях, данные модели являются не интерпретируемыми с точки зрения влияния отдельных признаков на результат прогноза. Каузальное обучение с подкреплением (causal reinforcement learning, CRL), комбинирующее методы причинно-следственного анализа и классического RL подхода, позволяет улучшить интерпретируемость получаемых моделей [5]. Также недостатком классических моделей является необходимость учитывать динамическую природу фондового рынка, т.е. изменения на рынке, происходящие под влиянием экономических и геополитических факторов [2]. В таких условиях традиционные методы отбора признаков, основанные на корреляции, могут привести к проблемам при построении долгосрочных прогнозов, т.к. корреляция между некоторыми техническими индикаторами может быть обусловлена временными изменениями внешней среды. Методы причинно-следственного анализа, позволяющие выявлять механизмы, лежащие в основе функционирования фондовых рынков, потенциально могут привести к формированию более стабильных прогностических моделей [6].

Основная часть

В работе рассматриваются формальные требования, которым должна удовлетворять модель CRL для прогнозирования финансовых временных рядов. Акцент сделан на классе задач CRL, в которых причинно-следственная информация априори неизвестна и должна быть получена на основе имеющихся данных. Рассмотрены два класса требований: требования к получаемой каузальной модели и требования к реализации алгоритма обучения с подкреплением. Первый класс требований подразумевает, что для получения состоятельных оценок причинно-следственных связей на основе имеющихся данных модель должна основываться на следующих предположениях [7]:

1) предположение ацикличности – причинно-следственная структура может быть представлена в виде ориентированного ациклического графа;

2) предпосылка каузальной причинно-следственной стационарности – выявленные причинно-следственные связи между индикаторами остаются не изменяются во времени;

3) предпосылка причинно-следственной достаточности – множество признаков должно включать все общие причины любых двух пар в этом множестве;

4) причинно-следственная марковская модель – как только прямая причинно-следственная связь между двумя признаками установлена, дополнительные сведения о переменных не входящих в класс «родителей» не влияют на исход прогноза;

5) предпосылка верности – информация об условной независимости признаков, существующая в распределениях исходных данных, отражена в структуре причинно-следственного графа и является результатом d-разделения графа.

Дополнительно будем предполагать, что причинно-следственные связи могут быть установлены на основе имеющихся данных без необходимости проведения дополнительных экспериментов.

Основным требованием в реализации RL части модели является правильный выбор функции награды. Вследствие динамичности финансовых рынков и их сложной структуры зачастую функции наград используемые в моделях не обладают необходимой гибкостью, чтобы подстроиться под новую рыночную информацию [4]. Следовательно, используемая в модели функция наград должна позволять построить динамический адаптивную модель. Дополнительно, эффективная прогностическая модель должна справляться с выбросами и шумом в данных, верно отражать нелинейные взаимосвязи между предикторами, учитывать как краткосрочные, так и долгосрочные влияния, обладать сильной обобщающей способностью и обеспечивать точность прогноза [2]. Обеспечение этих условий требует рассмотрения мульти-агентной RL модели, т.к. именно они в перспективе могут давать более робастные результаты по отношению к одноагентными моделями [3].

Выводы

Проведен анализ требований к модели, вследствие чего формализована CRL модель для прогнозирования финансовых временных рядов.

Литература

1. Htun H. H., Biehl M., Petkov N. Forecasting relative returns for S&P 500 stocks using machine learning // Financial Innovation. – 2024. – Vol. 10. – No. 1. – P. 118-133.
2. Tang Y. et al. A survey on machine learning models for financial time series forecasting // Neurocomputing. – 2022. – Vol. 512. – P. 363-380.
3. Bai Y. et al. A review of reinforcement learning in financial applications // Annual Review of Statistics and Its Application. – 2025. – Vol. 12. – No. 1. – P. 209-232.
4. Hsu C., Lee L. S., Chen J. Enhancing Stock Market Predictions with Granger and Reinforcement Learning: An Adaptive Approach // 2024 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing (PIC). – IEEE, 2024. – P. 8-12.
5. Zeng Y. et al. A survey on causal reinforcement learning // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2024. – Vol. 36. – No. 4. – P. 5942-5962.
6. Yu K. et al. Causality-based feature selection: Methods and evaluations // ACM Computing Surveys (CSUR). – 2020. – Vol. 53. – No. 5. – P. 1-36.
7. Moraffah R. et al. Causal inference for time series analysis: Problems, methods and evaluation // Knowledge and Information Systems. – 2021. – Vol. 63. – No. 12. – P. 3041-3085.