

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Рассматривается применение нейросетевых моделей для прогнозирования финансовых временных рядов.

Введение

В условиях развития финансовых рынков и увеличения объёмов данных особую актуальность приобретает задача прогнозирования финансовых временных рядов. Такие данные характеризуются высокой волатильностью, нелинейностью и наличием шума, что затрудняет их анализ с использованием традиционных методов. В связи с этим возрастает интерес к применению нейросетевых моделей, способных выявлять сложные зависимости в данных и обеспечивать более точные прогнозы [1].

I. Особенности прогнозирования финансовых временных рядов

Финансовые временные ряды обладают рядом специфических характеристик, включая нелинейность, нестационарность и высокий уровень шума. Эти свойства существенно усложняют задачу прогнозирования. Классические методы, такие как линейная регрессия и авторегрессионные модели, имеют ограниченные возможности при работе с такими данными.

Согласно современным исследованиям, применение методов глубокого обучения позволяет повысить точность прогнозирования за счёт способности моделей учитывать сложные временные зависимости и нелинейные взаимосвязи между признаками [1].

II. Применение нейросетевых моделей для прогнозирования финансовых временных рядов

Для прогнозирования финансовых временных рядов широко применяются различные архитектуры нейронных сетей, включая рекуррентные нейронные сети (RNN), а также их модификации – LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit). Данные модели эффективно учитывают временную зависимость данных и позволяют моделировать долгосрочные зависимости в последовательностях [1].

Особый интерес представляют гибридные архитектуры глубокого обучения, сочетающие несколько типов нейронных сетей.

В частности, в работе [2] предложена гибридная архитектура глубокого обучения, объединяющая

сверточные нейронные сети (CNN) и рекуррентные модели (LSTM и GRU). В данной архитектуре входной временной ряд сначала обрабатывается сверточными слоями, которые выполняют извлечение локальных признаков и выявление краткосрочных паттернов, таких как резкие изменения цен или краткосрочные тренды. Далее полученные признаки передаются в рекуррентные слои, где осуществляется моделирование временной динамики и выявление долгосрочных зависимостей.

Дополнительно в модели используются полносвязные слои, обеспечивающие преобразование извлечённых признаков в итоговый прогноз. Такая многоуровневая структура позволяет объединить преимущества различных типов нейронных сетей: CNN эффективно работают с локальными структурами данных, тогда как LSTM и GRU – с последовательностями и временными зависимостями.

Результаты исследования показывают, что использование гибридных архитектур позволяет повысить точность прогнозирования по сравнению как с традиционными статистическими методами, так и с отдельными нейросетевыми моделями [2].

Вывод

В результате исследования установлено, что нейросетевые модели являются эффективным инструментом прогнозирования финансовых временных рядов. Использование современных архитектур, включая гибридные модели на основе CNN, LSTM и GRU, позволяет учитывать как краткосрочные, так и долгосрочные зависимости в данных и повышает точность прогнозов.

Список литературы

1. Sezer, O. B. Financial time series forecasting with deep learning : A systematic literature review: 2005–2019 / O. B. Sezer, M. U. Gudelek, A. M. Ozbayoglu // Applied Soft Computing – 2020. – Vol. 90. – Article 106181.
2. Fang, Z. Deep neural network modeling for financial time series analysis / Z. Fang, T. Cai // Big Data Research – 2025. – Vol. 41. – Article 100553.

Степанова Таисия Олеговна, магистрантка кафедры ИТАС БГУИР, taisia2305s@gmail.com.

Научный руководитель: Шилин Леонид Юрьевич, доктор технических наук, профессор кафедры ИТАС БГУИР, shilin@bsuir.by.