

Н. А. Шилов,
ассистент,
БГУИР (г. Минск)
В. В. Бычков,
магистрант,
БГУ (г. Минск)

ГИБРИДНЫЙ ПОДХОД К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ЦЕН ФИНАНСОВЫХ АКТИВОВ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Прогнозирование цен финансовых активов остается одной из наиболее сложных задач в анализе данных из-за нестационарности временных рядов и влияния большого количества внешних факторов. Традиционные модели, такие как ARIMA, линейные регрессии и экспоненциальное сглаживание часто оказываются недостаточно эффективными при работе с нелинейными зависимостями и мультимодальными данными. Это обосновывает применение более современных подходов, таких как нейронные сети, способных анализировать долгосрочные временные паттерны и адаптироваться к сложным взаимосвязям.

В рамках исследования предлагается гибридный подход к прогнозированию, объединяющий анализ гетерогенных данных: цен связанных активов (валютных пар, акций компаний, финансовых индексов и др.), технических индикаторов (MA, MACD, ADX и пр.), а также текстовых данных из новостных порталов и экспертных обзоров (таких, как profinance.ru, ru.investing.com, myfin.by и др.). Текстовые данные обрабатываются с использованием языковых моделей, таких как ChatGPT, DeepSeek и Qwen, которые идентифицируют ключевые сигналы, такие как прогнозируемое направление изменения курса, временной горизонт ожидаемого эффекта и его продолжительность. Эти признаки преобразуются в формат временных рядов и интегрируются в LSTM-сеть в качестве дополнительных выходных данных, что позволяет модели сочетать анализ количественных закономерностей и контекстных факторов, включая рыночные настройки и событийный фон. История котировок может быть получена из открытых источников и API, специализирующихся на финансовых данных (например, yfinance, investing.com и аналогичные платформы), и представлены в виде временных рядов с ежедневной частотой.

Архитектура предлагаемой модели включает комбинацию LSTM-сети для анализа зависимостей во временных рядах, а также NLP-модуля для обработки текстовых данных. Валидация проводится с использованием стратегии, сохраняющей временную последовательность данных, а оценка точности выполняется на основе метрик MSE и MAE.

Практическая значимость подхода заключается в его применении для анализа рисков и поддержки решений в алгоритмической торговле. Результаты тестирования аналогичных решений показывают, что интеграция текстовых данных улучшает адаптивность модели к резким изменениям рынка, особенно в периоды публикации макроэкономических отчетов или геополитических событий. Сравнение с классическими методами подтверждает преимущество гибридного подхода в работе с нелинейными зависимостями.

Для реализации возможно использование библиотек машинного обучения на языке Python, таких как TensorFlow и statsmodels, а также библиотек для взаимодействия с веб-сервисами посредством REST API.

Список использованных источников

1. Dr. Avishek Pal, Dr. PKS Prakash. Practical Time Series Analysis. – Birmingham - Mumbai: Packt, 2017. – 238 p.
2. Aurélien Géron. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 2nd ed. – Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2019. – 1065 p.