

О моделировании торговых стратегий для валютных пар с использованием глубоких нейронных сетей и метода скользящего разделения смесей

Виляев А.Л.¹, Горшенин А.К.²

В работе описывается использование глубоких нейронных сетей совместно с методом скользящего разделения смесей для построения моделей анализа валютного рынка и выбора торговых стратегий. Рассмотрены архитектура нейронной сети и способы статистического расширения признакового пространства, а также приведены результаты модельных торгов, демонстрирующие преимущество предложенного подхода.

Ключевые слова: глубокие нейронные сети, LSTM-сети, скользящее разделение смесей, валютные пары.

1. Введение

Торговые стратегии играют большую роль в мире финансового трейдинга, в том числе реализуемые в автоматических системах (роботах). В данной работе рассматривается совместное использование нейронных сетей и метода оценивания параметров смешанных вероятностных моделей в скользящем режиме для построения торговых стратегий на валютном рынке.

Основная задача – построить торговый алгоритм, который, получая на вход временной ряд, выдавал бы для каждого момента времени t сигнал $y_n(t) \in \{-1, 0, 1\}$, где « -1 » означает необходимость продавать актив, « 0 » – удерживать, « 1 » – покупать. Сигналы предсказывают, будет ли стоимость актива через заданный промежуток времени выше или ниже текущей стоимости.

¹Виляев Антон Львович – студент кафедры Математической Статистики факультета Вычислительной Математики и Кибернетики МГУ имени М.В. Ломоносова, e-mail: avilyaev720@gmail.com

Vilyaev Anton Lvovich – BSc student, Lomonosov Moscow State University, Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics.

²Горшенин Андрей Константинович – д.ф.-м.н., доцент, руководитель отдела Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» Российской академии наук, e-mail: agorshenin@frccsc.ru

Gorshenin Andrey Konstantinovich – Doctor of Science, Associate Professor, Head of Department, Federal Research Center «Computer Science and Control» of the Russian Academy of Sciences

2. Подготовка данных. Нейросетевая архитектура

В качестве исходных данных рассматривается временной ряд $X(t)$, представляющий цены закрытия валютной пары евро/британский фунт на протяжении 10 лет (часовые данные). Обучающая выборка строится по методу скользящего окна, каждое окно захватывает временной промежуток $(t - w + 1, t]$, где t – определенный момент времени, w – размер окна. Для каждого окна находятся: а) цена открытия $p_0(t)$ на момент первой сделки в окне, которое заканчивается в момент времени t ; б) наивысшая цена $p_h(t)$ – актива за окно; в) наименьшая цена $p_l(t)$ актива за окно; г) цена закрытия $p_c(t)$ на момент последней сделки в окне.

2.1. Расширение признакового пространства

В качестве дополнительных элементов при обучении рассматриваются разности самих указанных в начале раздела величин, а также их логарифмов. Кроме того, для повышения качества прогнозирования предложено дополнительно использовать в качестве признаков статистические характеристики ряда. Для этого на каждом окне строится аппроксимирующая смешанная модель с помощью метода скользящего разделения смесей (СРС) [1]. Это позволяет учитывать в нейросетевой модели изменение параметров распределения на каждом из окон.

А именно, для каждого окна с помощью EM-алгоритма находятся оценки параметров смеси вида $f_{\mu, \sigma}(x) = \sum_{i=1}^K p_i \varphi(x, \mu_i, \sigma_i)$, где μ_i, σ_i – математические ожидания, среднеквадратические отклонения в функции плотности нормального распределения $\varphi(\cdot)$, а p_i – веса. Для расширения признакового пространства используются локальные компоненты связности [2], формирующие дополнительную многомерную матрицу нетривиальных признаков на основе математической модели данных, не используя какие-либо дополнительные наблюдения.

2.2. Архитектура нейронной сети

В качестве архитектуры для торгового алгоритма используется ансамбль из двух рекуррентных сетей LSTM [3]. Первая из них решает задачу бинарной классификации и выдает сигнал $y_n(t) \in \{0, 1\}$: следует ли торговать в момент времени t или нет. Затем этот сигнал используется как вход второй модели LSTM, которая решает исходную задачу троичной классификации и выдает сигнал $y_n(t) \in \{-1, 0, 1\}$ о действии с активом. Такая конфигурация позволяет разбить задачу троичной классификации на две задачи более простой бинарной классификации – вторая модель не пытается улавливать моменты, в которых необходимо бездействовать, а опирается на готовые результаты.

3. Результаты

Для сравнения результатов между моделями проводилась симуляция торгов на тестовой части выборки. На рис. 1 показаны лучшие полученные результаты для случая использования расширения признакового пространства и без него.

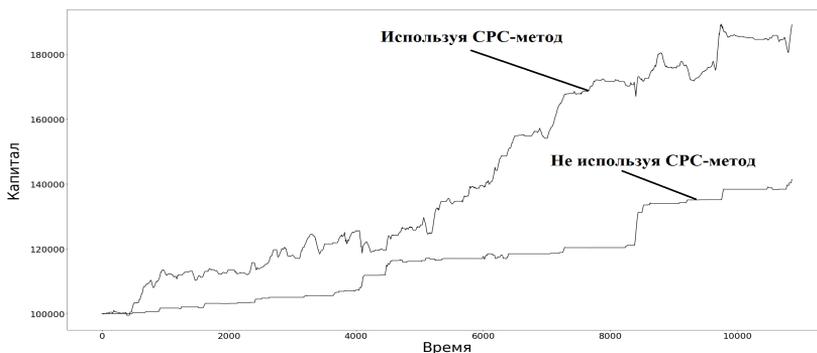


Рис. 1. Сравнительные результаты моделирования торгов

Наилучший результат без использования СРС-метода – 141 400 у.е. при начальном капитале 100 000 у.е., при использовании СРС-метода – 189 100 у.е. Нетривиальное расширение признакового пространства позволило увеличить доходность алгоритма более, чем в два раза. В среднем на всех симуляциях прирост капитала составляет 95,1% (122 400 против 143 700 у.е.), хотя использование СРС-метода требует более аккуратной настройки гиперпараметров, так как значительно увеличивается количество признаков в нейросетевой модели.

Исследование выполнено при поддержке Междисциплинарной научно-образовательной школы Московского университета «Мозг, когнитивные системы, искусственный интеллект».

Список литературы

- [1] Горшенин А.К., Кузьмин В.Ю., “Метод повышения точности нейросетевых прогнозов с использованием смешанных вероятностных моделей и его реализация в виде цифрового сервиса”, *Информатика и ее применения*, **15:3** (2021), 63–74.
- [2] Горшенин А.К., Королев В.Ю., Щербинина А.А., “Статистическое оценивание распределений случайных коэффициентов стохастического дифференциального уравнения Ланжевена”, *Информатика и её применения*, **14:3** (2020), 3–12.
- [3] Tsantekidis A., Tefas A., “Transferring trading strategy knowledge to deep learning models”, *Knowledge and Information System*, **63** (2021), 87–104.

On modeling trading strategies for currency pairs using deep neural networks and method of moving separation of mixtures

Vilyaev A.L., Gorshenin A.K.

The paper describes the use of deep neural networks and the method of moving separation of mixtures to construct models for analyzing the foreign exchange market and choosing trading strategies. The architecture of a neural network and methods of statistical extension of the feature space are considered. The results of a trading model demonstrating the advantages of the proposed approach are presented.

Keywords: deep neural networks, LSTM, moving separation of mixtures, currency pairs.

References

- [1] Gorshenin A.K., Kuzmin V.Yu., “Method for improving accuracy of neural network forecasts based on probability mixture models and its implementation as a digital service”, *Inform. Primen.*, **15:3** (2021), 63–74 (In Russian).
- [2] Gorshenin, A.K., Korolev, V.Yu., Shcherbinina, A.A., “Statistical estimation of distributions of random coefficients in the Langevin stochastic differential equation”, *Inform. Primen.*, **14:3** (2020), 3–12 (In Russian).
- [3] Tsantekidis A., Tefas A., “Transferring trading strategy knowledge to deep learning models”, *Knowledge and Information System*, **63** (2021), 87–104.