

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ С АЛГОРИТМОМ
МАКСИМИЗАЦИИ ОЖИДАНИЯ ДЛЯ
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ**

Стан Илья Андреевич

студент

Факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

E-mail: il.stan@mail.ru

Научный руководитель — Королёв Виктор Юрьевич

Прогнозирование временных рядов является одной из фундаментальных задач анализа данных. Стандартные нейросетевые подходы, как правило, оперируют окном последовательных наблюдений, не учитывая временную структуру и взаимосвязь между наблюдениями. Однако такие модели, ориентированные исключительно на минимизацию ошибки на обучающей выборке, не способны к обобщению, что приводит к переобучению и низкому качеству прогнозов на новых данных. Внутри окна могут сосуществовать различные статистические режимы, сменяющие друг друга, и игнорирование этой гетерогенности приводит к потере информации и снижению точности прогноза.

В данной работе предлагается гибридный метод, сочетающий нейросети с вероятностными моделями. Основная идея заключается в предварительном анализе каждого окна исходного ряда с помощью EM-алгоритма [1]. На основе приращений ряда внутри окна оцениваются параметры смеси вероятностных распределений. Полученные характеристики смеси, описывающие скрытую структуру процесса, затем подаются в нейросеть в качестве обогащающих признаков наряду с исходными данными.

Рассматриваются модификации EM и стохастического EM-алгоритмов (EM и SEM), адаптированные для совместной работы с нейросетями. Ключевой особенностью является введение весов для отдельных наблюдений в окне, что позволяет модели гибко учитывать вклад каждого лага. Для повышения устойчивости оценивания, особенно при работе с короткими окнами или резкой смене режимов, применяются методы байесовского сглаживания, предотвращающие вырождение компонент смеси. Отдельно исследуется возможность использования дифференцируемого EM-алгоритма, который может быть встроен в архитектуру нейросети как полноправный слой, обучаемый сквозным образом.

Экспериментальное сравнение разработанных моделей с клас-

сическими подходами (ARIMA [2], полносвязные сети (FFN), сети с вниманием (Attention) [3]) на синтетических данных, генерируемых процессом со стохастической волатильностью, демонстрирует перспективность предложенного направления (Таблица 1). Модели с обогащением признаков, в особенности на основе стохастического EM-алгоритма, показывают более высокую точность прогноза и устойчивость по сравнению с аналогами, что подтверждает эффективность сочетания нейросетевого обучения с вероятностным описанием структуры временного ряда.

Модель	Test MAPE	Train MSE	Время	Топ-1	Топ-3
SEM	6.21%	56.48	0.075	32	43
EM	7.92%	30.09	0.08	8	22
Attention	11.64%	22.14	0.11	2	5
FFN	13.94%	14.31	0.011	4	9
ARIMA	16.25%	—	—	0	3

Таблица 1: результаты сравнения моделей на 50 временных рядах длиной 1000 измерений. Время — среднее время на один временной ряд (40 эпох обучения), топ-1 и топ-3 — сколько раз модель оказалась в топе.

Литература

1. Volkov N., Dakhova E., Budennyu S., Andrianova A. Student Mixture and Its Machine Learning Applications to PVT Properties of Reservoir Fluids // Advances in Systems Science and Applications. 2020. Vol. 20, № 2. P. 98–118.
2. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley and Sons, 2015.
3. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser L., Polosukhin I. Attention Is All You Need // Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017), Long Beach, USA, 2017. P. 5998–6008.