

LSTM сеть для прогнозирования временных рядов

Цвигун Аким

Научный руководитель: Демешев Б.Б.

Структура

- Нейрон – единица обработки информации
- Синапсы – связи между нейронами с весами
- Пороговый элемент – величина отклонения
- Функция активации – функция, ограничивающая область значений выходного сигнала

Виды функций активации

- RELU
- Сигмоида
- Гиперболический тангенс

Основные функции ошибки

- MSE
- MAE
- RMSE

Используется в работе

Обучение нейросети

Методом обратного распространения ошибки изменяем синаптические веса и величину отклонений с определенной скоростью (learning rate) от конца нейросети к началу

Модель RNN

В RNN результат рассчитывается с учетом предыдущих состояний клетки, однако такая модель имеет свои недостатки - взрывающийся и затухающий градиент.

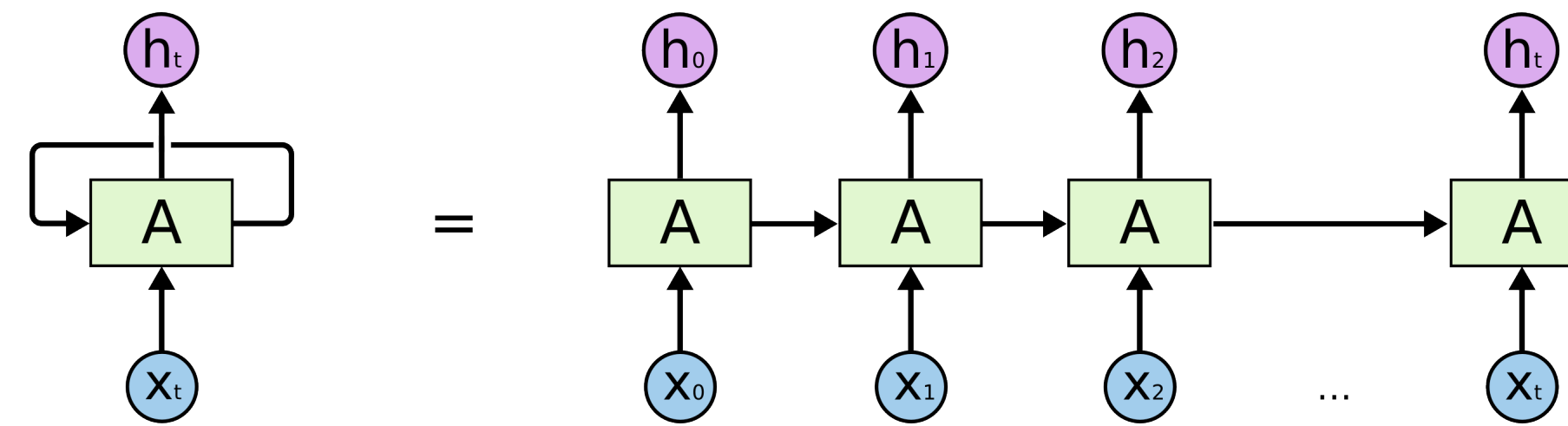


Fig. 1: Принцип работы RNN

LSTM

Сети LSTM имеют состояние ячейки и три фильтра – входной, забывания и выходной. Каждый из фильтров умножает информацию на матрицу весов и прибавляет отклонение, после чего обрабатывает получившийся вектор значений сигмоидальной функцией активации. Это обеспечивает наличие как краткосрочной, так и долгосрочной памяти.

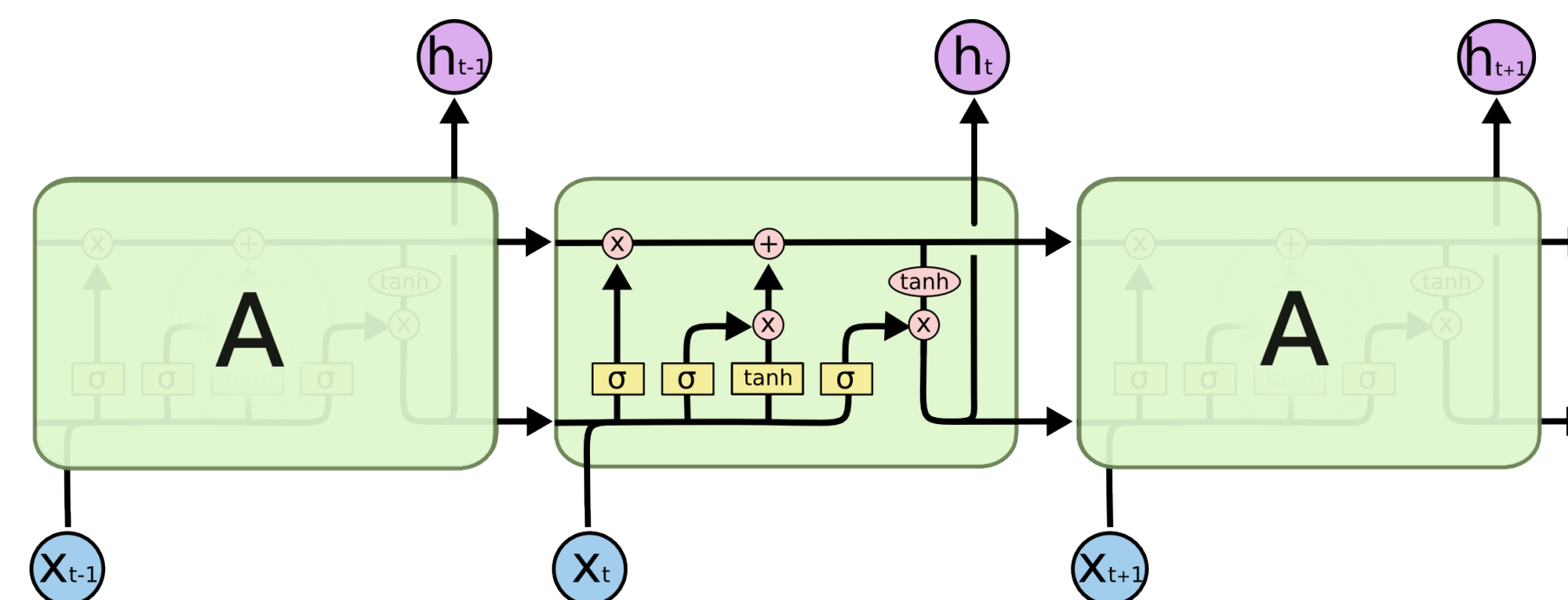
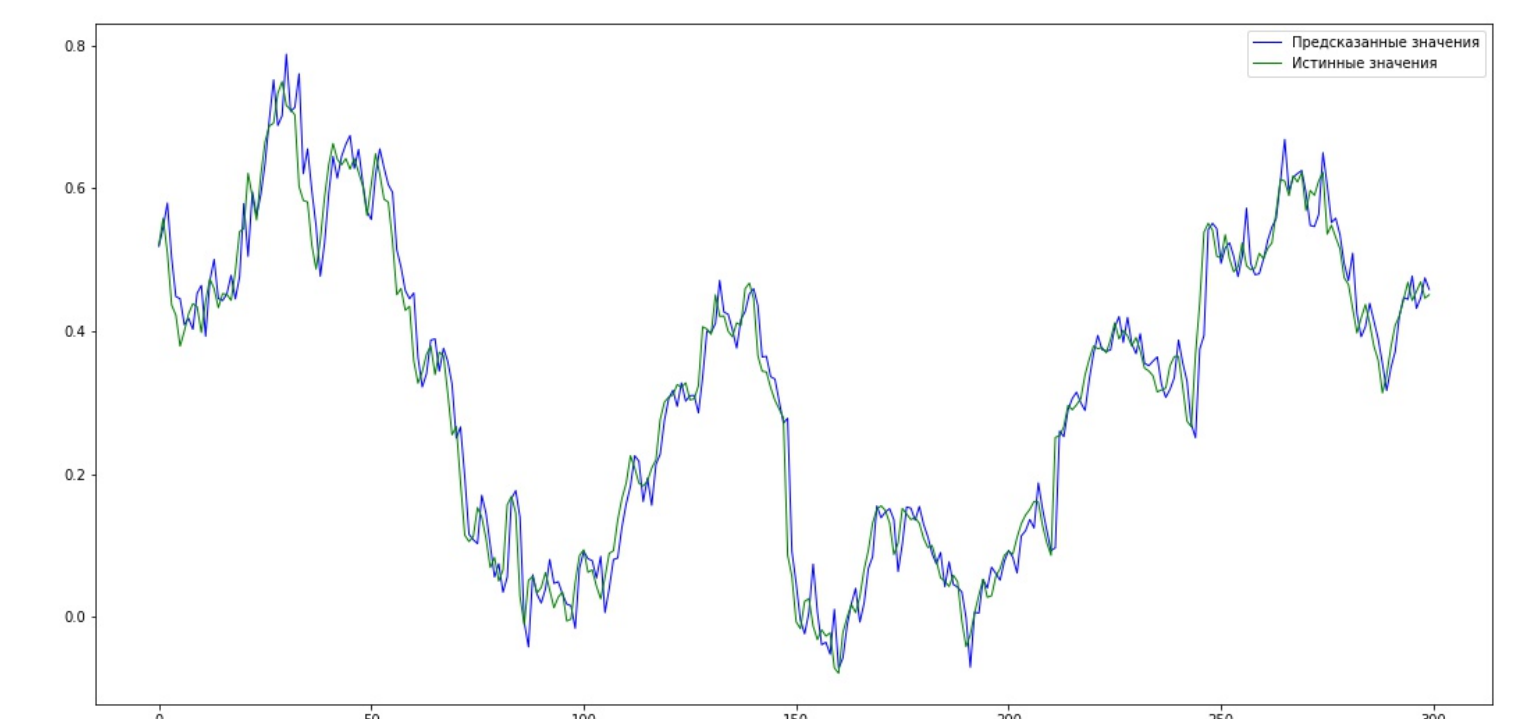


Fig. 2: Механизм работы LSTM

Python-программа LSTM

- Подключение необходимых библиотек;
- Загрузка данных;
- Нормализация данных методом MinMaxScaler, так как он лучше подходит для временных рядов;
- Прогнозирование временного ряда элементарной моделью экспоненциального скользящего среднего – ЕМА;
- Создание трехслойной модели LSTM
- Предсказание посредством LSTM

Результаты предсказаний LSTM



Вывод

С помощью сетей LSTM можно предсказывать значения временных рядов в будущем с очень высокой точностью.