

Интернет-журнал «Наукоедение» ISSN 2223-5167 <http://naukovedenie.ru/>

Том 9, №4 (2017) <http://naukovedenie.ru/vol9-4.php>

URL статьи: <http://naukovedenie.ru/PDF/56TVN417.pdf>

Статья опубликована 27.08.2017

Ссылка для цитирования этой статьи:

Кондратьева Т.Н. Прогнозирование тенденции финансовых временных рядов с помощью нейронной сети LSTM // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 9, №4 (2017) <http://naukovedenie.ru/PDF/56TVN417.pdf> (доступ свободный). Загл. с экрана. Яз. рус., англ.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 17-01-00888 а

УДК 519.233.22

Кондратьева Татьяна Николаевна

ФГБОУ ВО «Донской государственный технический университет», Россия, Ростов-на-Дону¹

Доцент кафедры «Прикладная информатика и вычислительная техника»

Кандидат технических наук

E-mail: ktn618@yandex.ru

РИНЦ: http://elibrary.ru/author_profile.asp?id=807155

Прогнозирование тенденции финансовых временных рядов с помощью нейронной сети LSTM

Аннотация. В статье рассматривается задача прогноза тенденции финансовых временных рядов с помощью нейронной сети LSTM. В качестве примера анализируется временной ряд, составленный из финансовых индексов валютной пары EUR/USD, период исследования сутки, с учетом цен закрытия. Автором проведен анализ архитектуры нейронной сети, построена модель нейронной сети с учетом неоднородности и случайной волатильности временного ряда, разработан и реализован алгоритм решения задачи в системе MATLAB. Для обучения ИНС использованы данные двух рядов, ряд логарифмической доходности и фактический тренд функции инициации, полученные до прогноза. Эксперимент сводится к тому, что ИНС пытается определить тенденцию временного ряда на один следующий таймфрейм. Обучение ИНС проводилось на основе метода «окна». Задача прогнозирования переведена в разряд задач классификации. Для реализации задачи классификации использована функция активации. Значения параметров веса и смещения созданной нейронной сети определялись эмпирическим путем, в зависимости от того, насколько значение логарифмической доходности велико или низко, на данном этапе времени, что позволяло судить о значительном либо незначительном изменении направления тренда или наблюдать стагнацию цен актива. Результаты исследования оформлены в числовой, табличной и графической форме.

Ключевые слова: временной ряд; финансовый индекс; искусственные нейронные сети; архитектура искусственной нейронной сети; матрица скалярных весов; скалярное смещение; функция активации; классификация; прогнозирование

В настоящее время остается актуальной задача прогнозирования временных рядов. Концепция заключается не в том, чтобы сделать точный прогноз, а в том, чтобы предсказать

¹ 344022, Россия, г. Ростов-на-Дону, ул. Социалистическая, 162

тенденции временного ряда [1, 2]. Искусственные нейронные сети (ИНС) хорошо справляются с задачей классификации, решают сложные вопросы анализа коммутационных соединений, распознавания образов с высоким быстродействием и гарантией правильного результата. В связи с этим будем сводить задачу прогнозирования к задаче классификации.

В качестве примера изучается временной ряд, составленный из финансовых индексов ценной бумаги, с целью предсказания тенденции поведения, соответствующего рисковому актива, в режиме реальных данных. Рассматривается реализация данной задачи на примере котировки валютной пары EUR/USD за период с 12.01.2017 г. по 13.04.2017 г. В качестве таймфрейма взяты одни сутки и цена закрытия рассматриваемого финансового инструмента [3, 4].

Структурная схема нейронной сети, приведённая на рис. 1. характеризуется матрицей весов $W_{n \times m}(w_{ij})$, (w_{ij} – скалярные весовые коэффициенты перехода от i ^{го} входа к j ^{му} нейрону), скалярным смещением b_i , сумматором и функцией активации $F(a_n)$ [5, 6].

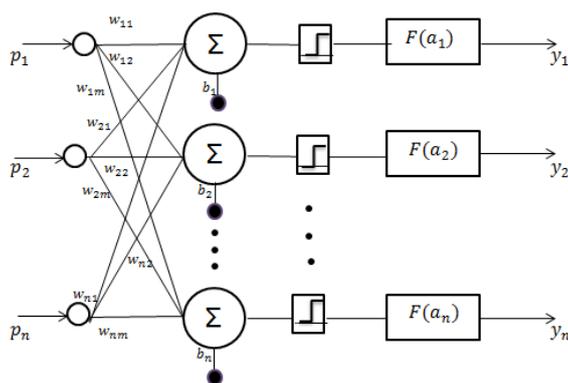


Рисунок 1. Архитектура искусственной нейронной сети

Модель нейронной сети (1).

$$a_i = f_i \left(\left(\sum_{j=1}^n W_{ij} p_j \right) + b_i \right) \quad (1)$$

W_{ij} – матрица скалярных весов, p_i – скалярный входной сигнал, b_i – скалярное смещение, f_i – функция активации.

Линейная комбинация векторов входа имеет вид (2).

$$\begin{cases} a_1 = w_{11}p_1 + w_{12}p_2 + \dots + w_{1n}p_n + b_1 \\ a_2 = w_{21}p_1 + w_{22}p_2 + \dots + w_{2n}p_n + b_2 \\ \dots \\ a_n = w_{n1}p_1 + w_{n2}p_2 + \dots + w_{nn}p_n + b_n \end{cases} \quad (2)$$

Константы w_{ij} и b_i являются скалярными параметрами модели, основная задача будет заключаться в их настройке таким образом, чтобы поведение сети удовлетворяло некоторому желаемому результату [7, 8]. Для анализа работы нейронной сети будем рассматривать одну из наиболее распространённых форм функции инициации, единичную функцию инициации с жёстким ограничением: $hardlim(n) = 1(n)$, формулы (3), (4), где n – аргумент функция активации, $F(a_i)$ функция активации [9, 10].

$$hardlim(n) = \begin{cases} 0, & \text{если } n < 0; \\ 1, & \text{если } n \geq 0. \end{cases} \quad (3)$$

$$F(a_i) = \begin{cases} 0, & \text{если } \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} p_i \right) + b_i < 0; \\ 1, & \text{если } \left(\sum_{j=1}^n W_{ij} p_i \right) + b_i \geq 0. \end{cases} \quad (4)$$

Исходные данные, предназначенные для обучения ИНС, состоят из двух рядов, p_i описанный выше ряд логарифмической доходности (цены закрытия) и $F(a_i)$ фактический тренд функции активации, полученный до прогноза по формуле (4) [11, 12].

На рисунке 2 представлены текущие котировки рисковых активов валютной пары EUR/USD за период с 12.01.2017 г. по 13.04.2017 г., с учетом цен закрытия, с периодом – день. Основные ценовые параметры: цена открытия $O=1,1720$, максимальная стоимость рискового актива $H=1,1729$, минимальная стоимость рискового актива $L=1,1718$, цена закрытия $C=1,1724$ (значение параметров за указанный период) [13].



Рисунок 2. Финансовые индексы валютной пары EUR/USD за период с 12.01.2017 г. по 13.04.2017 г.

На рисунке 3 представлен график скалярных весовых коэффициентов временного ряда имеющих равномерное распределение.

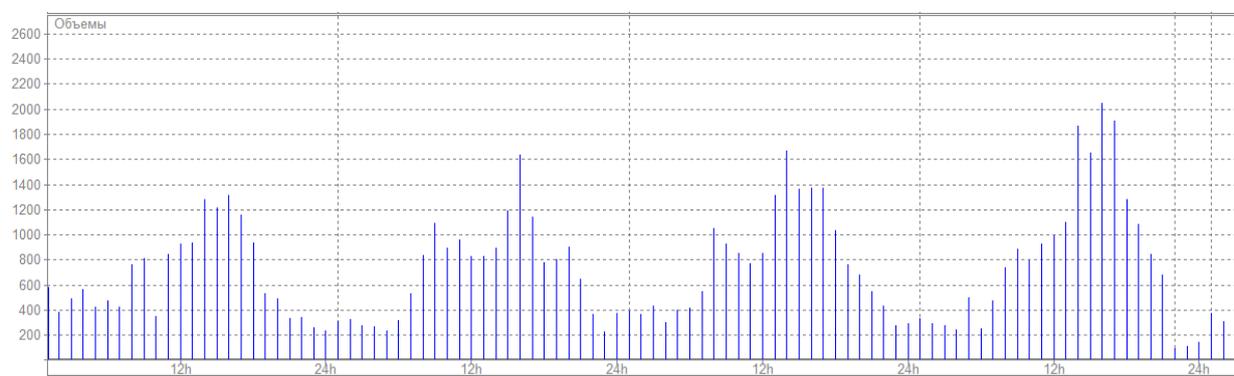


Рисунок 3. Распределение скалярных весовых коэффициентов

С учетом минимальной и максимальной логарифмической доходности временной ряд разбивается на N отрезков, так, чтобы в диапазон значений каждого отрезка входило равное количество скалярных весовых коэффициентов [14]. На рисунке 4 представлены три (а, б, в) способа разбиения временного ряда для различных входных данных за определенный период времени, границы 6 отрезков.

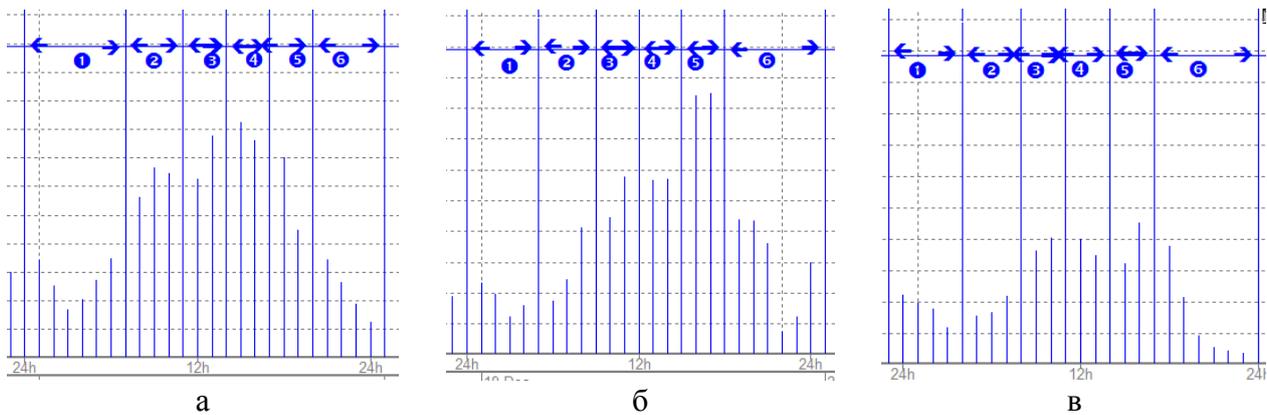


Рисунок 4. Границы разбиений скалярных весовые коэффициентов

Эксперимент заключается в том, что ИНС пытается определить тенденцию временного ряда на один следующий таймфрейм. Обучение ИНС проводится на основе метода «окна», при $N = 5$. Далее для идентификации каждого отрезка применяется функцию активизации. Функция активизации предаёт сети возможность классифицировать векторы входа. Уравнение линии L (L – пороговая линия), разделяющей пространство входов на две области, имеет вид $L: W_{n \times m}p + b = 0$. На выходе ИНС выдает значения равное 0 в случае, если векторы входа расположены ниже пороговой линии L и равное 1 в случае, если векторы входа расположенные на пороговой линии L и выше. Значения параметров веса и смещения созданной нейронной сети определяется эмпирическим путем, в зависимости от того, насколько значение логарифмической доходности велико или низко, на данном этапе времени, что позволит судить о значительном либо незначительном изменении направления тренда или наблюдать стагнацию цен актива. Производится остановка работы сети и проводится анализ на соответствие полученных значений.

В процессе обучения использовалось 115 примеров, ошибка прогноза составила 42 %. Результаты прогнозирования тенденции развития временного ряда приведены в таблице 1.

Таблица 1

Результаты прогнозирования тенденции развития временного ряда

Дата	Логдоходность	Фактический тренд	Выход нейросети	Выход через функцию активизации
12.01.2017	0,08726314	1	0,08025411	1
13.01.2017	-0,002554546	0	-0,01454546	0
14.01.2017	-0,01475178	0	-0,1947517	0
15.01.2017	-0,12846543	0	-0,0825623	0
16.01.2017	0,57383585	1	0,36467741	1
.....
8.04.2017	-0,09631413	0	-0,09436142	0
9.04.2017	0,45625015	1	0,35125014	0
10.04.2017	0,02696296	0	0,05269696	0
11.04.2017	-0,0001679	0	-0,00024857	0
12.04.2017	0,09805217	1	0,09665697	1
13.04.2017	0,08161337	1	0,07930226	0

По итогам данного исследования, можно сделать следующие выводы. Регулирование весов и параметров смещения, можно обучить сеть выполнять задачу прогнозирования тенденций финансовых временных рядов. Предложенный метод удовлетворительно справился с поставленной задачей. Возможно также предположение о том, что сама сеть будет

корректировать свои параметры, для того чтобы достигнуть более точного совпадения фактических значений тренда и значений, полученных в результате работы сети через функцию активации.

ЛИТЕРАТУРА

1. Jack D. Schwager, *Technical Analysis* // ID 5040489, ISBN 0471020516; 2012 г., pp. 104-129.
2. Hansen A. T. Complete market pricing in the Wiener filtration without existence of a martingale measure // Preprint. Aarhus University. Dept. of Operation Research. 1996.
3. Khaled S. Al-Sultan, Maroof Khan M. Computational experience on four algorithms for the hard clustering problem // *Pattern recognition letters* 17, 1996, pp. 295-308.
4. Ширяев А. Н. Вероятностно-статистические модели эволюции финансовых индексов // *Обзор прикладной и промышленной математики*. Москва. ТВИ. 1995. Т.2. №4. С. 527-555.
5. Круг П. Г. *Нейронные сети и нейрокомпьютеры*. М.: Изд-во МЭИ, 2002, с. 32-34.
6. Бенгус Б. В. Прогнозирование тенденции временного ряда с помощью искусственной нейронной сети. – *Обзор прикладной и промышленной математики*. Том 21, № 1, 2014.
7. Э. Леман. *Теория точечного оценивания*. М.: Наука, 1991. – 448 с.
8. Джон Дж. Мэрфи *Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика*. - М.: Диаграмма, 2000.
9. Лукасевич И. Я. *Анализ финансовых операций*. – М.: Финансы, 1998.
10. Мисюра В. В., Кондратьева Т. Н., Бенгус Б. В. Сравнительный анализ методов прогнозирования тенденции развития // РГУПС, 2014. Ростов-на-Дону ISSN: 0201-727X. – 2014. – №2. – С. 124-128.
11. Кондратьева Т. Н. Принцип работы трендовых индикаторов. [Электронный ресурс] // «НАУКОВЕДЕНИЕ» 2013 №3 (16) – Режим доступа: <http://naukovedenie.ru/>.
12. Кондратьева Т. Н. Конструктивный подход к анализу рискованных активов при помощи технических индикаторов для Российского финансового рынка. – *Обзор прикладной и промышленной математики*, 2011. – Т.18. – Вып. 5. – С. 790.
1. Кондратьева Т. Н., Сидоренко Е. Н. Комплексный подход в режиме торговой системе консервативного скальпинга. [Электронный ресурс] // «Инженерный вестник Дона» 2013 №4 – Режим доступа: ivdon.ru/uploads/article/pdf/R_65_Kondratjeva.pdf_2090.pdf.
13. Горгорова В. В., Горгорова Ю. В., Кондратьева Т. Н. Прогнозирование стоимости объектов недвижимости, сдаваемых в аренду. [Электронный ресурс] // «НАУКОВЕДЕНИЕ» 2012 №4 (13) – Режим доступа: <http://naukovedenie.ru/>.

Kondratieva Tatiana Nikolaevna

Don state technical university, Russia, Rostov-on-Don

E-mail: ktn618@yandex.ru

Forecasting the trend of financial time series using the LSTM neural network

Abstract. The article considers the task of forecasting the trend of financial time series with the help of the LSTM neural network. As an example, a time series compiled from the financial indices of the EUR/USD currency pair is analyzed, the study period is 24 hours, taking into account the closing prices. The author carries out the analysis of the architecture of the neural network, the neural network model is constructed taking into account the heterogeneity and random volatility of the time series, an algorithm for solving the problem in the MATLAB system is developed and implemented. To learn the INS, the data of two series, a number of logarithmic returns and the actual trend of the initiation function, obtained before the forecast, were used. The experiment boils down to the fact that ANN is trying to determine the trend of the time series by one next timeframe. Training INS was conducted on the basis of the "window" method. The task of forecasting is translated into the category of classification problems. The activation function is used to implement the classification problem. The values of the parameters of the weight and displacement of the created neural network were determined empirically, depending on how much the logarithmic yield is large or low, at this point in time, which made it possible to judge a significant or minor change in the direction of the trend or to observe the stagnation of asset prices. The results of the study are presented in numerical, tabular and graphical form.

Keywords: time series; financial index; artificial neural networks; artificial neural network architecture; matrix of scalar weights; scalar bias; activation function; classification; prediction