

Проскураков А.Ю., Потопнина К.А.

*Муромский институт (филиал) федерального государственного образовательного учреждения высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых»
602264, г. Муром, Владимирская обл., ул. Орловская, 23
e-mail: kaf-eivt@yandex.ru*

Рекуррентные нейронные сети в задачах прогнозирования временных рядов

Нейронные сети являются одним из направлений в разработке концепций искусственного интеллекта для анализа данных [1, 2]. При этом, в анализе данных могут исследоваться изменения временных рядов и непрерывных функций с использованием методов декомпозиции процессов на эмпирические моды и методы параметрического прогнозирования, основанные на представлении временного ряда обобщённым многочленом по системе линейно независимых функций [3]. В задачах распознавания речи, текста и других последовательностей важное значение имеет положение элемента информации в общем потоке данных. Традиционные нейронные сети с независимыми входами и выходами зачастую не могут решать указанные задачи с необходимой точностью. В подобных задачах рекуррентные нейронные сети с зависимостью от соседних элементов, как представлено на рис. 3, демонстрируют более высокие по эффективности результаты.

Рекуррентная нейронная сеть (Recurrent Neural Networks, RNN) – это класс искусственных нейронных сетей, в которых соединения между узлами образуют ориентированный граф вдоль временной последовательности, что позволяет сети демонстрировать динамическое поведение во времени. RNN, полученные из нейронных сетей, могут использовать свою внутреннюю память, чтобы обрабатывать последовательности входных данных переменной длины [5].

В настоящее время разработано много программных пакетов, которые имитируют нейронные сети. Одним из них является Keras — открытая среда глубокого обучения, написанная на языке Python [6]. Программа нацелена на оперативную работу с нейросетями и является модульным, компактным и расширяемым решением, подходящим для небольших научно-исследовательских проектов.

Создание RNN выглядит следующим образом: слой RNN использует цикл for для итерации по упорядоченной по времени последовательности, при этом сохраняя закодированную информацию о шагах во внутреннем состоянии.

В Keras имеется три слоя RNN, встроенные в программу [6]:

- `tf.keras.layers.SimpleRNN` – полносвязная RNN, выход предыдущего временного шага которой должен передаваться в следующий шаг.
- `tf.keras.layers.GRU` – изучение представлений фраз для статистического машинного перевода с использованием кодера-декодера RNN.
- `tf.keras.layers.LSTM` – сети долгой краткосрочной памяти.

В 2015 году появились реализации Gated Recurrent Units (GRU) и Long short-term memory (LSTM) с открытым исходным кодом на Python [5].

На рис. 1 приведены примеры модели, которая прогнозирует временные ряды с помощью сети LSTM.

```

1 from pandas import DataFrame
2 from pandas import Series
3 from pandas import concat
4 from pandas import read_csv
5 from pandas import datetime
6 from sklearn.metrics import mean_squared_error
7 from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
8 from keras.models import Sequential
9 from keras.layers import Dense
10 from keras.layers import LSTM
11 from math import sqrt
12 from matplotlib import pyplot
13 import numpy
14
15 # date-time parsing function for loading the dataset
16 def parser(x):
17     return datetime.strptime('190'+x, '%Y-%m')
18

```

Рис.1. Пример модели, которая прогнозирует временные ряды с помощью сети LSTM

При выполнении примера печатаются ожидаемые и прогнозируемые значения для каждого из 12 месяцев в тестовом наборе данных рис.2.

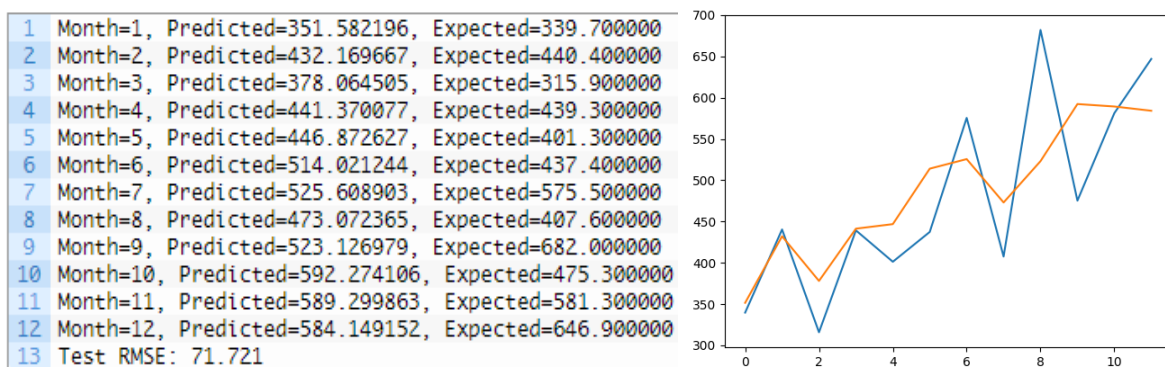


Рис.2. Ожидаемые и прогнозируемые значения и линейный график прогноза

На рисунке 2 показан линейный график тестовых данных (синий) и прогнозируемых значений (оранжевый), предоставляющий контекст для навыков модели.

Другим инструментом для создания искусственных нейронных сетей является математическая среда программирования MATLAB с пакетом Neural Network Toolbox [1]. Преимущество MATLAB от отсутствия ограничений моделями нейросетей и параметрами, которые жестко заложены в нейронном симуляторе Keras.

Рекуррентные нейронные сети аналогичны сетям с прямой связью, однако каждый уровень имеет повторяющееся соединение с связанной с ним задержкой касания. Это позволяет сети иметь бесконечный динамический отклик на входные данные временного ряда [1].

Функция `layrecnet(layerDelays,hiddenSizes,trainFcn)` возвращает рекуррентную нейронную сеть, где

- `layerDelays` - Вектор-строка увеличения 0 или положительных задержек (по умолчанию = 1:2),
- `hiddenSizes` - Вектор-строка одного или нескольких размеров скрытого слоя (по умолчанию = 10),
- `trainFcn` - Функция обучения (по умолчанию = 'trainlm').

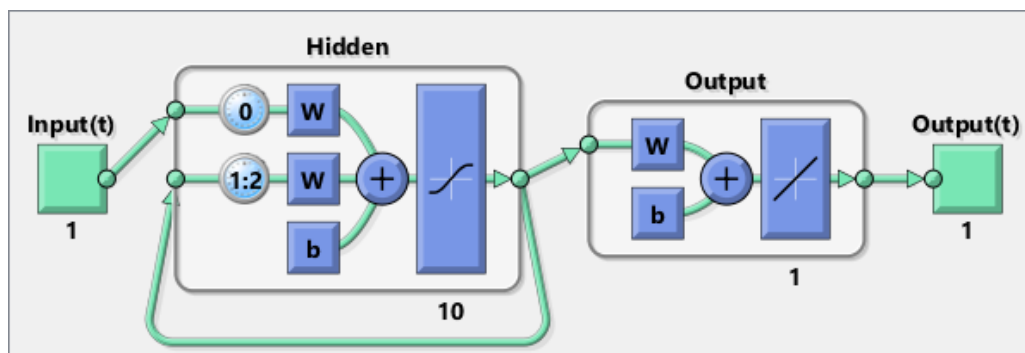


Рис.3. Рекуррентная нейронная сеть

На рис.3 представлена часть кода программы использования рекуррентной нейронной сети слоя для решения задачи прогнозирования временных рядов[4].

В работе рассмотрены рекуррентные нейронные сети и используемое программное обеспечение для их разработки. Применение приведенных инструментов позволит повысить эффективность систем мониторинга и прогнозирования в прикладных областях экономики, где требуется анализ больших массивов данных с целью выявления закономерностей, определенных природой исследуемого процесса. Реализация и внедрение подобных систем в свою очередь обеспечит улучшение производственной и народно-хозяйственной деятельности в эпоху все больше распространяющейся цифровой экономики.

Литература

1. Ефименко Г.А., Сеница А.М.: Нейронные сети в MatLab [Электронный ресурс] // Digiratory. 2017 г. URL: <https://digiratory.ru/508>
2. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. М.Ж Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с.
3. Кропотов Ю.А., Проскуряков А.Ю. Прогнозирование изменения параметров временных рядов и непрерывных функций. Сборник трудов III международной конференции ИТНТ-2017. Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева. 2017. С. 1902-1910.
4. Семиохин С. И. Обзор современных подходов к прогнозированию временных рядов. [Электронный ресурс]. – URL: <http://ainsnt.ru/doc/863957.html>
5. Neuronus.com: Обучение нейронной сети [Электронный ресурс]. – URL: <https://neuronus.com/theory/nn/238-obucheniya-nejronnoi-seti.html>.