

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АВТОРЕГРЕССИОННОЙ МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ И МОДЕЛИ ПРОРОК ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЦЕН НА РОССИЙСКОМ ОПТОВОМ РЫНКЕ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ

Р. В. Горшукова

*Саратовский национальный исследовательский
государственный университет им. Н. Г. Чернышевского, Россия*
E-mail: reginkagorshukov@mail.ru

В настоящее время в России действует оптовый рынок электроэнергии и мощности. Данный рынок необходим в современном обществе, потому что электроэнергия является ресурсом, который потребляется практически всеми жителями нашей планеты. Цена данного ресурса оказывает большое влияние на экономику. Все участники оптового рынка электроэнергии и мощности функционируют в условиях конкуренции, в этих условиях им необходимо вырабатывать рыночную стратегию и планировать будущие финансовые потоки. В данных условиях им необходимо прогнозировать цены на электроэнергию на так называемом «рынке на сутки вперед». Целью исследования является нахождение метода, который окажется более точным на обучающей и тестовой выборке.

USE OF A NEURAL NETWORK AUTO-REGRESSION MODEL AND PROPHET MODEL FOR PRICE PREDICTION IN THE RUSSIAN WHOLESALE ELECTRICITY MARKET

R. V. Gorshukova

At present, the wholesale electricity and capacity market operates in Russia. This market is necessary in modern society, because electricity is a resource that is consumed by almost all the inhabitants of our planet. The price of this resource has a great impact on the economy. All participants in the wholesale electricity and capacity market operate in a competitive environment, in these conditions they need to develop a market strategy and plan future financial flows. Under these conditions, they need to predict electricity prices in the so-called “day-ahead market”. The aim of the study is to find a method that will be more accurate on the training and test sets.

Оптовый рынок электроэнергии и мощности действует в так называемых ценовых и неценовых зонах. Ценовая зона делится ещё на две отдельные зоны, на первую и вторую.

В первую входят Приволжский округ и Уральский округ, Северо – Западный, Южный, Центральный и Северо – Кавказский округ. Во вторую входит Сибирский федеральный округ.

В неценовую входят те регионы, в которых по техническим причинам невозможна организация рыночных отношений. Регионы, входящие в данную зону: регионы Дальнего Востока, Калининградская область, Архангельская область, Республика Коми [1].

Оптовый рынок электроэнергии и мощности функционирует по правилам, которые определило Правительство Российской Федерации – это Постановление Правительства Российской Федерации №1172 от 27 декабря 2010 го-

да.

Исследователи изучили потребности данного рынка и предложили ряд подходов, по которым можно создавать модели прогнозирования. Данный ряд делится на три группы:

1. модели, которые строятся с помощью теории игр;
2. модели, которые называются фундаментальные или имитационные;
3. модели, которые строятся с помощью анализа временных рядов, они подразделяются на два направления: традиционные статистические модели и модели искусственного интеллекта.

Появлению оптового рынка электроэнергии и мощности поспособствовала либерализация рынка электроэнергии на территории России. Участники данного рынка стали функционировать в конкурентных условиях. У них возникла проблема формирования рыночной стратегии и планирования будущих финансовых потоков. В данных условиях у участников рынка появилась довольно серьёзная задача – прогнозирование цены на электроэнергию. Многие методы прогнозирования уже изучены, но нельзя сразу сказать, какой метод более точный. Необходимо сравнить точность моделей и определить, какой метод является более точным.

Построение модели прогноза цен на электроэнергию на рынке на сутки вперед будет осуществляться на основе 2 методов, которые реализуются с помощью программы R: NNAR и Prophet.

Необходимо построить модели на основании уже известных данных для прогнозирования будущих цен. В данной работе используются ежедневные данные компании АО «АТС» с 31.09.2020 по 31.09.2022 [1]. Необходимо проанализировать Уральский округ, которые входят в первую ценовую зону оптового рынка электроэнергии и мощности.

Авторегрессионная модель нейронной сети основывается на данных временных рядов с запаздывающими значениями. Они используются в качестве входных данных для нейронной сети. Нейронные сети делятся на два вида:

- с прямой связью;
- с обратной связью [2].

В данной работе рассмотрим искусственную нейронную сеть, в которой соединения между узлами не образуют цикл – это нейронные сети с прямой связью. В ней находится часть с однослойным персептроном (персептрон, каждый S-элемент которого однозначно соответствует одному A-элементу, S-A связи всегда равны 1, а порог любого A-элемента равен 1) и используется обозначение NNAR(p,k), где p – запаздывающие входы и k – число скрытых узлов [3].

Например, модель NNAR (9,5) – это нейронная сеть с последними девятью наблюдениями и с пятью нейронами скрытых узлов, используется в качестве входных данных для прогнозирования y_t .

Когда дело доходит до прогнозирования, сеть применяется итеративно. Для прогнозирования на шаг вперед просто используем имеющиеся исторические данные. Для прогнозирования на два шага вперед используем одношаго-

вый прогноз в качестве входных данных вместе с историческими данными. Этот процесс продолжается до тех пор, пока не вычислим все необходимые прогнозы.

В основе модели Пророк лежит процедура подгонки аддитивных регрессионных моделей со следующими четырьмя основными компонентами:

- тренд (моделируется с помощью кусочной линейной регрессии или кусочной логистической кривой роста);
- годовая сезонность (моделируется как ряд Фурье);
- недельная сезонность (моделируется с использованием индикаторной переменной);
- праздники (например, официальные праздничные и выходные дни - Новый год, Рождество и т.п.) [4].

Оценивание параметров подгоняемой модели выполняется с использованием принципов байесовской статистики. У Prophet есть обязательное условие обозначения, чтобы столбец с датами имел название - ds, а столбец со значениями - y. Если столбцы будут иметь другие названия, то при использовании функции программа выдаст ошибку.

В качестве характеристики точности моделей могут быть использованы следующие показатели:

Рассмотрим для моделей следующие показатели точности: средняя ошибка (ME), среднеквадратичная ошибка корня (RMSE), средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя процентная ошибка прогнозирования (MPE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) [5].

Все показатели можно найти с помощью функции accuracy(), которая существенно упрощает человеческий труд. Сначала строим модели, которые были перечислены выше, потом накапливаем результаты в data.frame. Data Frame используется для хранения табличных данных, которые представляют собой особый тип списков, матрицу данных. Необходимо объединить все накопленные данные, для этого используется функция rbind().

```
test1
      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Test NNAR   80.74936  65.58627 -2.7954145  5.1334634
Test Prophet 1444.07923 1041.46769  0.5100837  0.9203747
> j=apply(test1,2,rank)
> knitr::kable(j)

|           | RMSE| MAE| MPE| MAPE|
|:-----:|-----:|----:|----:|-----:|
|Test NNAR  |    1|  1|  1|    2|
|Test Prophet|    2|  2|  2|    1|
> rowSums(j)
  Test NNAR Test Prophet
         5         7
> exact_model=which.min(rowSums(j))
> c('Training NNAR', 'Training Prophet') [exact_model]
[1] "Training NNAR"
> test1
      RMSE      MAE      MPE      MAPE
Test NNAR   80.74936  65.58627 -2.7954145  5.1334634
```

```

Test Prophet 1444.07923 1041.46769 0.5100837 0.9203747
> j=apply(test1,2,rank)
> knitr::kable(j)

|           | RMSE| MAE| MPE| MAPE|
|:-----:|-----:|----:|----:|-----:|
|Test NNAR  |    1|  1|  1|   2|
|Test Prophet|    2|  2|  2|   1|
> rowSums(j)
  Test NNAR Test Prophet
         5         7
> exact_model=which.min(rowSums(j))
> c('Test NNAR', 'Test Prophet')[exact_model]
[1] "Test NNAR"
>

```

Листинг 1. Нахождение точной модели на обучающей и тестовой выборке для Уральского округа

Из листинга видно, что для Уральского округа на обучающей и тестовой выборке наиболее точной моделью является NNAR.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Объемы и индексы по ОЭС // АО «АТС». [Электронный ресурс]. URL: <https://www.atsenergo.ru/results/rsv/oes/> (дата обращения 03.09.2022).
2. Нейронные сети: объяснение прямой связи и обратного распространения // Машинное обучение, нейронные сети, искусственный интеллект. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.machinelearningmastery.ru/neural-networks-feedforward-and-backpropagation-explained-2df06679a37///> (дата обращения 11.09.2022).
3. Глава 4. Перцептроны // Нейронные сети. [Электронный ресурс]. URL: <https://neuralnet.info/chapter/перцептроны///> (дата обращения 03.09.2022).
4. Прогнозирование временных рядов с помощью Prophet: введение // Анализ и визуализация данных. [Электронный ресурс]. URL: <https://r-analytics.blogspot.com/2019/08/prophet.html//> (дата обращения 05.10.2022).
5. Основные оценки точности прогнозирования временных рядов // Математическое бюро. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.mbureau.ru/blog/osnovnye-ocenki-tochnosti-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov//> (дата обращения 23.10.2022).