

ПРИМЕНЕНИЕ АНСАМБЛЕВЫХ АЛГОРИТМОВ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ЦЕН НА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИЮ*

А.В. ПЕШКОВ

630073, РФ, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20, Новосибирский государственный технический университет, магистрант кафедры вычислительной техники. E-mail: mpeskov1997@mail.ru

После появления в России оптового рынка электроэнергии и мощности участники данного рынка функционируют в конкурентных условиях, где каждый день сталкиваются с проблемами формирования рыночной стратегии и планирования будущих финансовых потоков. В этих условиях прогнозирование цены на электроэнергию становится неотъемлемой и повседневной задачей для большинства участников рынка.

На сегодняшний день прогнозирование цены на электроэнергию производится на основе умозрительного анализа предыдущих значений цены (так как величина цены имеет некую цикличность) и знаний эксперта о предметной области (например, ремонт какой-либо ГЭС влияет на перетоки электроэнергии и ее цену).

Существует несколько закрытых зарубежных программных проектов для прогнозирования цен на электроэнергию («Energy-Forecast: Prices» от компании StatSoft [1], «Energy price forecasting» от компании AleaSoft [2]), однако они обладают очень ограниченным количеством используемых моделей и не имеют возможности строить объединенные прогнозы. Поэтому для решения данной проблемы разрабатывается новая программная система, которая позволит упростить задачу прогнозирования цены на электроэнергию работникам специализированного отдела Новосибирской ГЭС.

В настоящей работе рассматривается возможность применения ансамблевых алгоритмов для краткосрочного прогнозирования цен на электроэнергию. Объединение прогнозов зарекомендовало себя как подход, который наиболее полезен в следующих ситуациях: имеется неопределенность в выборе наиболее точного метода прогнозирования, имеется неопределенность, связанная с ситуацией прогнозирования, необходимо избежать больших субъективных ошибок прогнозирования. Также одним из достоинств ансамблевого подхода является то, что по сравнению с частными прогнозами объединение прогнозов не может быть хуже, чем частные прогнозы, входящие в его состав.

Также в статье приводятся результаты сравнительного анализа точности прогнозирования временного ряда (ВР) цен на электроэнергию с помощью одиночных и ансамблевой моделей.

* Статья получена 18 сентября 2019 г.

Ключевые слова: прогнозирование, ансамблевый алгоритм, одиночная модель, прогнозная модель, объединение прогнозов, временной ряд, цена на электроэнергию, цена PCB, ARIMA, модель Хольта–Винтерса, OPERA, Renjin

ВВЕДЕНИЕ

До недавнего времени в сфере электроэнергетики задача прогнозирования сводилась к определению будущего расхода энергии. Так как отрасль постоянно претерпевает множество изменений, как, например, реформирование отрасли и создание оптового рынка электроэнергии и мощности (ОРЭМ), задача прогнозирования становится всё более актуальной. Кроме того, появилась необходимость в краткосрочном прогнозировании свободной цены на электроэнергию «рынка на сутки вперед» (PCB) [3–5].

Задача прогнозирования свободных почасовых цен на электроэнергию является новой для России. На настоящий момент не существует эффективных алгоритмов и методик для прогнозирования цен PCB.

Обычно при прогнозировании процессов, описывающих динамику развития объекта или системы в разных предметных областях, предпочтение отдается более точному прогнозу, полученному путем использования того или иного метода. Однако каждый прогноз, полученный с помощью одного из методов, содержит полезную информацию, которая отсутствует в других прогнозах, поэтому трудно отдать предпочтение какому-либо из них [4].

Предполагается, что прогнозы, полученные разными методами, описывают лишь одну сторону динамики исследуемого процесса, отображаемого исследуемым временным рядом. Поэтому объединение независимо от полученных прогнозов позволяет привлекать дополнительную информацию, которая может способствовать более полному и точному описанию прогнозируемого процесса, и позволяет тем самым получить более точные прогнозы [6–8].

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В рамках данной работы планируется решить следующие задачи.

1. Разработать различные модели, алгоритмы исследования и прогнозирования временного ряда цен на электроэнергию на основе ансамблевых методов.
2. Исследовать точность разработанных моделей, алгоритмов и их эффективность для решения задачи прогнозирования цен на электроэнергию.
3. Разработать программную систему для прогнозирования цен на электроэнергию на основе предложенных моделей и алгоритмов.

В настоящей работе будет использована методика однофакторного прогнозирования, так как пока отсутствует дополнительная информация о важных экзогенных факторах. При этом некоторые факторы опосредованно уже учтены в ретроспективном временном ряду (ВР) цен на электроэнергию (например, влияние температуры воздуха). При низких температурах возрастает энергопотребление и, как следствие, возрастает цена на электроэнергию, что находит отражение в предыстории ВР цен. Часть факторов (например, энергопотребление) тоже прогнозируется, их использование приведет к тому, что, по сути, будет выполнен прогноз на основе прогнозного значения фактора, а это отрицательно скажется на точности.

Для нахождения частных прогнозов будут использоваться методы ARIMA (модель авторегрессии скользящего среднего) и Хольта–Винтерса (тройное экспоненциальное сглаживание) как наиболее популярные [9]. В качестве ансамблевой модели будет использоваться уже готовая модель OPERA из одноименного пакета R. Функция комбинирования из пакета OPERA вычисляет веса одиночных прогнозов при их объединении, основываясь на том, насколько хорошо они работали на обучающей выборке [10].

В дальнейшем планируется использовать собственные ансамблевые модели, построенные на основе следующих методов [11–14]:

- метода минимизации дисперсии ошибок;
- метода ретроспективных прогнозов;
- адаптивного метода.

2. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Для исследования моделей был использован почасовой ряд цен РСВ на электроэнергию за первые две недели марта 2017 года. Данный временной ряд был разделен на две части: период с 1 марта 2017 года по 13 марта 2017 года использовался в качестве обучающей части, данные за 14 марта 2017 года (по часам) использовались в качестве тестовой части.

Для реализации данного вычислительного эксперимента был выбран язык программирования высокого уровня – R. Выбор языка обусловлен наличием большого количества модулей, реализующих алгоритмы решения задач анализа данных.

Результаты применения различных методов на обучающей части представлены в табл. 1, для тестовой части – в табл. 2.

На рисунке представлен график изменения цен на электроэнергию тестовой части с наложением прогнозных моделей временного ряда.

Таблица 1

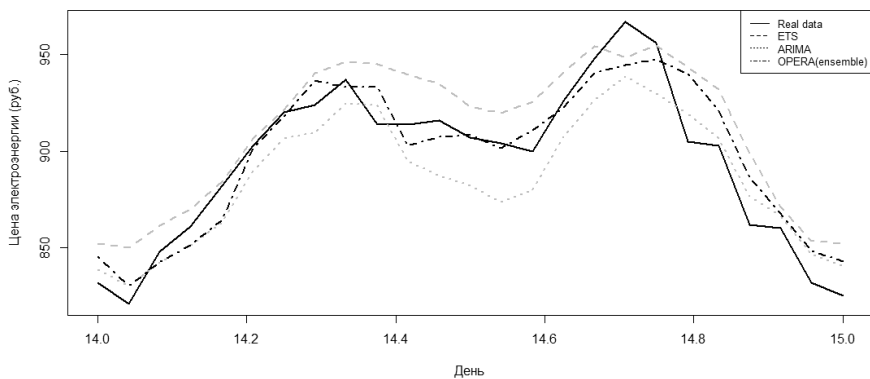
Характеристики ошибок моделей на обучающей части ВР

Статистическая характеристика	Модель		
	ETS	ARIMA	OPERA
MAE	10.84	12.88	10.39
MPE	-0.03	0.01	0.02
MAPE	1.20	1.42	1.15
RMSE	15.65	18.52	14.93
DETERM	0.94	0.92	0.95

Таблица 2

Характеристики ошибок моделей на тестовой части ВР

Статистическая характеристика	Модель		
	ETS	ARIMA	OPERA
MAE	17.64	16.00	11.57
MPE	-1.83	0.89	-0.39
MAPE	1.99	1.77	1.30
RMSE	20.56	17.64	14.12
DETERM	0.90	0.86	0.89

**ВР цен на электроэнергию с наложением прогнозных моделей**

На основе приведенных результатов можно сделать вывод, что ансамблевая модель превосходит по точности одиночные модели почти по всем характеристикам как на обучающей части, так и на тестовой. На тестовой части ансамблевые методы показали себя эффективнее одиночных методов прогнозирования. Следовательно, использование ансамблевых методов в прогнозировании временного ряда цен на электроэнергию является целесообразным решением.

2. СРЕДСТВА ДЛЯ РАЗРАБОТКИ ПРОГРАММНОЙ СИСТЕМЫ

В результате дальнейшей работы планируется создать программное обеспечение для прогнозирования цен на электроэнергию с применением различных ансамблевых алгоритмов.

Для реализации программного обеспечения, выполняющего прогнозирование цен на электроэнергию на основе ансамблевого подхода, была выбрана связка из двух языков программирования высокого уровня – Java и R. Также будет использован Renjin [15] – интерпретатор для языка R, использующий в качестве среды выполнения виртуальную машину Java (JVM) и имеющий базу библиотек языка R, скомпилированных в виде jar-файлов (то есть для работы данного программного обеспечения не будет требования иметь установленное ядро R на компьютере).

Язык программирования R будет заложен в ядре разрабатываемой программы для статистической обработки данных. Достоинствами данного языка являются широкий функционал для визуализации и богатая экосистема современных пакетов, обеспечивающих нужный инструментарий для быстрого старта.

Язык Java будет использован для создания бизнес-слоя программы и для предоставления графического пользовательского интерфейса для доступа к функциям анализа данных из R посредством Renjin. Также использование языка Java обеспечит кроссплатформенность программного обеспечения, что позволит ему одинаково работать на разных операционных системах (Windows и Linux).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе на примере временного ряда цен на электроэнергию показано преимущество использования ансамблевого подхода для формирования краткосрочного прогноза. Полученные результаты являются хорошей предпосылкой для его использования при решении прикладных задач прогнозирования временных рядов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Система «Energy-Forecast: Цены» // StatSoft: web-сайт. – URL: http://statsoft.ru/solutions/ready_solutions/energy-forecast-prices.php (дата обращения: 10.11.2019).
2. Система «Energy price forecasting» // AleaSoft: web-сайт. – URL: <https://aleasoft.com/energy-price-forecasting/> (дата обращения: 10.11.2019).
3. Герасимов И.А. Формирование целевой модели розничного рынка электроэнергии // Эффективное антикризисное управление. – 2011. – № 4. – С. 94–103.
4. Золотова И.Ю., Дворкин В.В. Краткосрочное прогнозирование цен на российском оптовом рынке электроэнергии на основе нейронных сетей // Проблемы прогнозирования. – 2017. – № 6. – С. 47–57.
5. Киреев С.В., Тюнин И.Б. Методика прогнозирования свободных цен на электроэнергию // Экономический анализ: теория и практика. – 2011. – № 19 (226). – С. 48–52.
6. Френкель А.А., Сурков А.А. Методологические подходы к улучшению точности прогнозирования путем объединения прогнозов // Вопросы статистики. – 2015. – № 8. – С. 17–36.
7. Френкель А.А., Сурков А.А. Объединение прогнозов – эффективный инструмент повышения точности прогнозирования // Экономист. – 2015. – № 1. – С. 44–56.
8. Bates J.M., Granger C.W.J. The combination of forecasts // Operational Research Quarterly. – 1969. – Vol. 20. – P. 451–468.
9. Шитиков В.К., Мамуцкий С.Э. Классификация, регрессия и другие алгоритмы Data Mining с использованием R. – 2017. – 351 с. – URL: <https://github.com/ranalytics/data-mining> (дата обращения: 10.11.2019).
10. Opera v1.0. Online prediction by expert aggregation. – URL: <https://www.rdocumentation.org/packages/opera/versions/1.0> (дата обращения: 10.11.2019).
11. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов. – М.: Финансы и статистика, 2003. – 416 с.
12. Yang Y. Combining forecasting procedures: some theoretical results // Econometric Theory. – 2004. – Vol. 20, N 1. – P. 176–222.
13. Yang Y. Adaptive regression by mixing // Journal of American Statistical Association. – 2001. – Vol. 96. – P. 574–588.
14. Bunn D.W.A. Bayesian approach to the linear combination of forecasts // Operational Research Quarterly. – 1975. – Vol. 26. – P. 325–329.
15. Integrating R and Java. The JVM-based interpreter for the R language for statistical computing. – URL: <https://www.renjin.org> (дата обращения: 10.11.2019).

Пешков Александр Викторович, магистрант кафедры вычислительной техники Новосибирского государственного технического университета.
E-mail: mupeskov1997@mail.ru

DOI: 10.17212/2307-6879-2019-3-4-75-83

The application of ensemble algorithms in electricity prices forecasting*

A.V. Peshkov

Novosibirsk State Technical University, 20 Karl Marx Prospekt, Novosibirsk, 630073, Russian Federation, undergraduate of the department of computer engineering. E-mail: mupeskov1997@mail.ru

After the emergence in Russia of a wholesale electricity and capacity market, the participants in this market operate in competitive conditions, where every day they are faced with the problems of forming a market strategy and planning future financial flows. Under these conditions, forecasting the price of electricity becomes an integral and daily task for most market participants.

Today, electricity price forecasting is based on a speculative analysis of previous price values (since the price value has a certain cyclical nature) and expert knowledge about the subject area (for example, repair of a hydroelectric power station affects electricity flows and its price). There are several closed foreign software projects for forecasting electricity prices (Energy-Forecast: Prices from StatSoft [1], Energy price forecasting from AleaSoft [2]), but they have a very limited number of models used and do not have the ability to build combined forecasts. Therefore, to solve this problem, a new software system is being developed that will simplify the task of forecasting electricity prices for employees of the specialized department of the Novosibirsk Hydroelectric Power Station.

In this paper, we consider the possibility of using ensemble algorithms for short-term forecasting of electricity prices. Combining forecasts has established itself as an approach that is most useful in the following situations: there is uncertainty in choosing the most accurate forecasting method, there is uncertainty associated with the forecasting situation, and large subjective forecasting errors must be avoided. One of the advantages of the ensemble approach is that, in comparison with private forecasts, the combination of forecasts cannot be worse than the private forecasts included in its composition.

The article also presents the results of a comparative analysis of the accuracy of forecasting the time series (TS) of electricity prices using single and ensemble models.

Keywords: forecasting, ensemble algorithm, single model, forecasting model, combining forecasts, time series, electricity price, RSV price, ARIMA, Holt-Winters model, OPERA, Renjin

* Received 18 September 2019.

REFERENCES

1. System "Energy-Forecast: Prices". *StatSoft*: website. (In Russian). Available at: http://statsoft.ru/solutions/ready_solutions/energy-forecast-prices.php (accessed 10.11.2019).
2. System "Energy price forecasting". *AleaSoft*: website. (In Russian). Available at: <https://aleasoft.com/energy-price-forecasting/> (accessed 10.11.2019).
3. Gerasimov I.A. Formirovanie tselevoi modeli roznichnogo rynka elektroenergii [Formation of the target model of the retail electricity market]. *Effektivnoe antikrizisnoe upravlenie – Effective crisis management*, 2011, no. 4, pp. 94–103.
4. Zolotova I.Yu., Dvorkin V.V. Kratkosrochnoe prognozirovanie tsen na rossiskom optovom rynke elektroenergii na osnove neironnykh setei [Short-term forecasting of prices in the Russian wholesale electricity market based on neural networks]. *Problemy prognozirovaniya – Studies on Russian Economic Development*, 2017, no. 6, pp. 47–57. (In Russian).
5. Kireev S.V., Tyunin I.B. Metodika prognozirovaniya svobodnykh tsen na elektroenergiyu [The methodology for predicting free electricity prices]. *Ekonomicheskii analiz: teoriya i praktika – Economic Analysis: Theory and Practice*, 2011, no. 19 (226), pp. 48–52.
6. Frenkel A.A., Surkov A.A. Metodologicheskie podkhody k uluchsheniyu tochnosti prognozirovaniya putem ob"edineniya prognozov [Methodological approaches to improving forecast accuracy by combining forecasts]. *Voprosy statistiki – Statistical Studies*, 2015, no. 8, pp. 17–36.
7. Frenkel A.A., Surkov A.A. Ob"edinenie prognozov – effektivnyi instrument povysheniya tochnosti prognozirovaniya [Combining forecasts is an effective tool for increasing forecast accuracy]. *Ekonomist – Economist*, 2015, no. 1, pp. 44–56.
8. Bates J.M., Granger C.W.J. The combination of forecasts. *Operational Research Quarterly*, 1969, vol. 20, pp. 451–468.
9. Shitikov V.K., Mastitskii S.E. *Klassifikatsiya, regressiya i drugie algoritmy Data Mining s ispol'zovaniem R* [Classification, regression, and other Data Mining algorithms using R]. 2017. Available at: <https://github.com/ranalytics/data-mining> (accessed 10.11.2019).
10. *Opera v1.0. Online prediction by expert aggregation*. Available at: <https://www.rdocumentation.org/packages/opera/versions/1.0> (accessed 10.11.2019).
11. Lukashin Yu.P. *Adaptivnye metody kratkosrochnogo prognozirovaniya vremennykh ryadov* [Adaptive methods for short-term time series forecasting]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2003. 413 p.
12. Yang Y. Combining forecasting procedures: some theoretical results. *Econometric Theory*, 2004, vol. 20, no. 1, pp. 176–222.

13. Yang Y. Adaptive regression by mixing. *Journal of American Statistical Association*, 2001, vol. 96, pp. 574–588.
14. Bunn D.W.A. Bayesian approach to the linear combination of forecasts. *Operational Research Quarterly*, 1975, vol. 26, pp. 325–329.
15. *Integrating R and Java. The JVM-based interpreter for the R language for statistical computing*. Available at: <https://www.renjin.org> (accessed 10.11.2019).

Для цитирования:

Пешков А.В. Применение ансамблевых алгоритмов в прогнозировании цен на электроэнергию // Сборник научных трудов НГТУ. – 2019. – № 3–4 (96). – С. 75–83. – DOI: 10.17212/2307-6879-2019-3-4-75-83.

For citation:

Peshkov A.V. Primenenie ansamblevykh algoritmov v prognozirovanii tsen na elektroenergiyu [The application of ensemble algorithms in electricity prices forecasting]. *Sbornik nauchnykh trudov Novosibirskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Transaction of scientific papers of the Novosibirsk state technical university*, 2019, no. 3–4 (96), pp. 75–83. DOI: 10.17212/2307-6879-2019-3-4-75-83.