

Применение генеративных нейронных сетей для прогнозирования поузловых цен рынка на сутки вперед в России

Научный руководитель – Каукин Андрей Сергеевич

Косарев Владимир Сергеевич

Выпускник (магистр)

Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Экономический факультет, Москва, Россия

E-mail: vadimirkosarev@gmail.com

Рынок на сутки вперед (РСВ) представляет собой конкурентный отбор ценовых заявок поставщиков и покупателей за сутки до реальной поставки электроэнергии с определением цен и объемов поставки на каждый час. РСВ является основной площадкой, где приобретают электроэнергию и мощность промышленные производители. Динамика цен на электроэнергию в случаях энергоемких производств занимает существенную долю себестоимости, что влияет на конкурентоспособность отечественной продукции. Принятие управленческих решений и планирование будущих финансовых потоков предполагает, в том числе, наличие качественного прогноза издержек на электроэнергию. Однако нелинейная природа динамики цен, а также наличие случайных факторов, оказывающих на них влияние, делает прогнозирование цен оптового рынка сложной эмпирической задачей.

На настоящий момент существует множество эмпирических работ, как отечественных, так и зарубежных исследователей, где нейросетевые методы использовались для прогнозирования цен свободного рынка электроэнергии и продемонстрировали свое превосходство над линейными моделями [1,2,4]. Однако в последнее время появляются свидетельства того, что использование генеративно-сопоставительного подхода (GAN - Generative adversarial networks) позволяет превзойти точность нейронной сети, построенной и оптимизированной специально для решения определенной задачи [5,6].

Цель собственного исследования – разработка модели, способной строить краткосрочный прогноз цены на РСВ в любом узле энергетической системы России без существенной дисперсии ошибки на тестовых данных между узлами. Одной из задач работы являлась проверка гипотезы: возможно ли улучшить точность рекуррентной нейронной сети, как некоторой базовой модели, за счет использования GAN. Идея использования сопоставительной сети, заключается в том, что мы хотим имитировать процесс обучения эксперта рынка: используя набор доступных предикторов, неопытный эксперт (генеративная нейронная сеть в начале обучения) делает прогнозы о цене электроэнергии в определенном узле, а другая нейронная сеть (дискриминатор) учится их отличать от реальных данных. В процессе обучения сети стимулируют друг друга быть точнее. Обучение продолжается, пока прогнозы эксперта (генератора) не достигают необходимой точности в соответствии с выбранной метрикой.

В результате серии экспериментов мы пришли к выводу, что генеративная сеть позволяет улучшить результат статичного аналога генератора – рекуррентной нейросетевой модели. По всей видимости, это связано с тем, что, в то время как генератор является прогнозной моделью, дискриминатор обеспечивает требуемый градиент для оптимизации генератора во время обучения [5]. Учитывая, что в ландшафте функций потерь имеют место широкие и узкие минимумы, обобщающая способность нейронной сети, влияющая на качество вневыборочного прогноза, может существенно различаться в минимумах разной кривизны [2]. Дискриминатор, таким образом, может способствовать перемещению

по пространству функции ошибки генератора к минимуму с большей обобщающей способностью, что и позволяет, в конечном итоге получить меньшую ошибку на тестовом множестве. Точность предлагаемой генеративной модели в результате оказалась выше ряда эталонных моделей: базовой рекуррентной сети (LSTM), сверточной нейронной сети и условной авторегрессии (ARIMA).

Для того, чтоб проверить устойчивость моделей на различных узлах (всего 7215 узлов в 67 регионах РФ, участвующих в РСВ), все модели параллельно обучались на 5 случайных узлах в каждом регионе. Таким образом, каждая модель последовательно обучалась на 335 узлах, а средняя ошибка на тестовых данных для узлов одного региона и ее дисперсия использовались для сравнения качества моделей. Если отбросить 12 регионов с наибольшим стандартным отклонением ошибки, то для оставшихся 54 регионов нулевая гипотеза теста Левена о равенстве дисперсий ошибок для генеративной модели не отвергалась. Причины неудовлетворительной работы модели в некоторых регионах вероятно связаны с недостаточностью набора объясняющих факторов, который во всех случаях являлся стандартным (сезонные синтетические переменные, среднесуточная температура и стоимость угля).

Источники и литература

- 1) Золотова И. Ю., Дворкин В. В. Краткосрочное прогнозирование цен на российском оптовом рынке Электр оэнергии на основе нейронных сетей //Проблемы прогнозирования. – 2017. – №. 6. – С. 47-57.
- 2) Deng Z., Liu C., Zhu Z. Inter-hours rolling scheduling of behind-the-meter storage operating systems using electricity price forecasting based on deep convolutional neural network //International Journal of Electrical Power & Energy Systems. – 2021.
- 3) Izmailov P. et al. Subspace inference for Bayesian deep learning //Uncertainty in Artificial Intelligence. – PMLR, 2020. – С. 1169-1179.
- 4) Kim T. Y., Cho S. B. Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks //Energy. – 2019. – Т. 182. – С. 72-81.
- 5) Koochali A., Dengel A., Ahmed S. If You Like It, GAN It—Probabilistic Multivariate Times Series Forecast with GAN //Engineering Proceedings. – Multidisciplinary Digital Publishing Institute, 2021. – Т. 5. – №. 1.
- 6) Zhang Z., Wu M. Real-time locational marginal price forecasting using generative adversarial network //2020 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm). – IEEE, 2020. – С. 1-6.