

ПРОГНОЗ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ОБЪЕКТАМИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОГО ИНСТИТУТА ТПУ

А.Ю. Песня

alesha.pesnya@yandex.ru

*Научный руководитель: Климова Г.Н., к.т.н., доцент,
Томский политехнический университет, Россия, г. Томск*

Электроснабжающие организации и потребители заинтересованы в достоверном прогнозировании и эффективном анализе использования электроэнергии.

Это связано с тем, что любые отклонения от заявленных значений приведут к покупке субъектами централизованного электроснабжения недостающих объемов электроэнергии (далее – ЭЭ) на балансирующем рынке по более высокой цене [1]. При этом величина отклонений оплачивается по сложившимся ценам, если:

заявленный объем ЭЭ больше фактически потребленного, который в свою очередь больше объема, купленного по регулируемым ценам (так называемые «отклонения вниз»);

заявленный объем ЭЭ меньше объема купленного по регулируемым ценам и меньше фактически потребленного («отклонения вверх»).

Проблема прогноза потребления ЭЭ представляет собой сложную многопараметрическую задачу. Потребление ЭЭ зависит от типа дня (рабочий день, выходной день), погодных условий, времени суток и других параметров. Зависимость потребления ЭЭ от каждого из этих параметров довольно сложна и не имеет однозначного формального описания.

Существует большое количество методов прогнозирования. Существующие методы разделяют на две большие группы: интуитивных и формализованных методов [2].

В группе интуитивных методов для прогнозирования используют оценки экспертов и суждения. Вторая группа – формализованные методы прогнозирования, описанные в математической литературе. На их основе разрабатывают модели прогнозирования, другими словами определяют математическую зависимость, которая позволяет рассчитать будущие значения изучаемого процесса, или сделать прогноз.

Формализованные методы включают в себя модели прогнозирования.

Наиболее распространенными формализованными методами прогнозирования временных рядов считаются: прогнозная экстраполяция, регрессионный анализ (прогнозирование методом авторегрессии интегрированного скользящего среднего (АРПСС); прогнозирование с использованием искусственных нейронных сетей), адаптивные методы прогнозирования, прогнозирование с использованием гибридных систем, техноценоз [3].

В данной работе будет рассмотрено два метода прогнозирования электропотребления, находящихся в группе регрессионного анализа – метод АРПСС и метод нейронных сетей.

В качестве исходных данных для исследований были использованы показания электропотребления учебного корпуса № 8 Томского политехнического университета. Основным фактором, влияющим на график нагрузки, является, в первую очередь, учебный процесс, непрерывно идущий на протяжении шести рабочих дней с 8.00 утра и до 22.00 вечера. К косвенным факторам можно отнести изменение температуры воздуха на улице, которая в данном случае меняется довольно значительно, потому что происходит смена сезона (зима-лето), а так же наличие праздничных и выходных дней, что так же отражается на графике потребления.

Восьмой корпус ТПУ является одним из крупнейших потребителей ресурсов из-за большой площади – 13453 м² и большой численности студентов – 2170 человек.

В связи с тем, что корпус института является одним из крупнейших потребителей ЭЭ, составление прогноза с минимальной ошибкой представляет собой важную задачу.

Первый способ моделирования – АРПСС. Этот способ позволяет делать краткосрочные прогнозы с минимальными ошибками. Первоначальная задача состоит в том, чтобы определить значимость коэффициентов корреляции и в дальнейшем правильно подобрать параметры авторегрессии прогнозной модели. Для этого строятся функции автокорреляции и частной автокорреляции.

Сезонная зависимость потребления ЭЭ является преобладающей тенденцией и обусловлена в большей степени фактором температуры воздуха, что связано с электрическим обогревом помещений, поэтому сезонность будет считаться значимым коэффициентом.

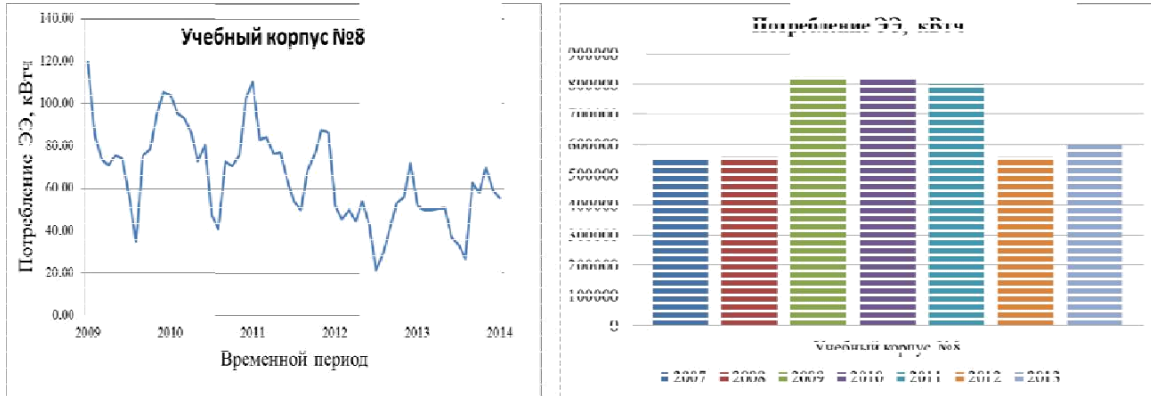


Рисунок 1. Потребление электроэнергии учебным корпусом № 8

Прогнозирование методом АРСС в конкретном случае дает ошибку в 14,6 %. Сократить данное значение можно с увеличением объема исходных данных, к примеру, использовать значения потребления ЭЭ не за 3 месяца, а за полгода и более. Таким образом, погрешность модели можно снизить до 8 % и менее, если точнее подобрать значимые факторы и коэффициенты.

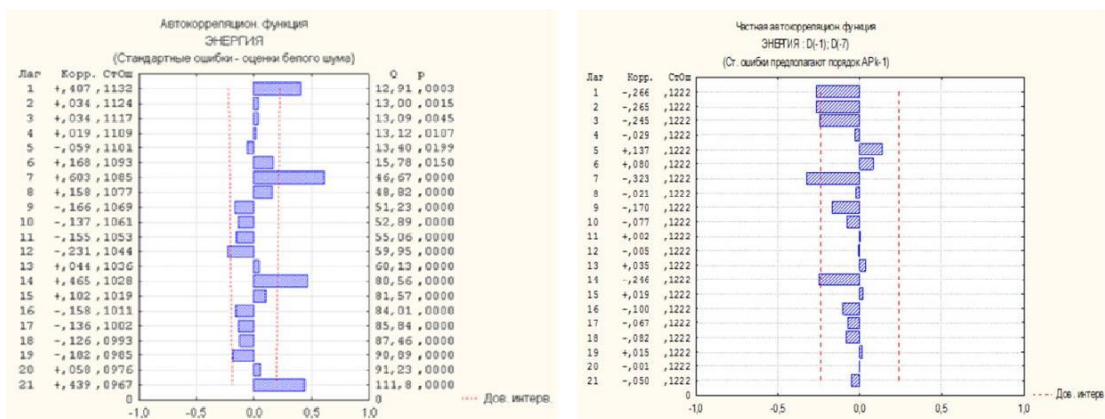


Рисунок 2. Функции автокорреляции и частной автокорреляции

Второй способ моделирования – нейронные сети. Подобным способом можно составлять прогнозы на длительный период времени, но с большей погрешностью. Качество модели можно оценить по диаграмме рассеяния, приведенной на рис. 4. Значения прогноза должны группироваться на одной прямой без значительных выбросов за ее пределы. Также оценку можно провести по распределению остатков, значения на данной диаграмме должны располагаться около нуля.

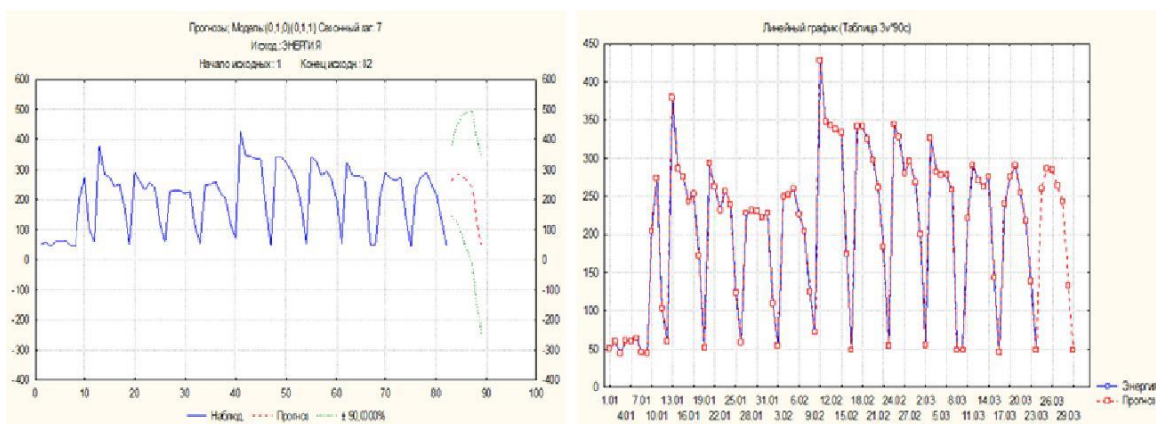


Рисунок 3. Пример прогнозирования на неделю вперед

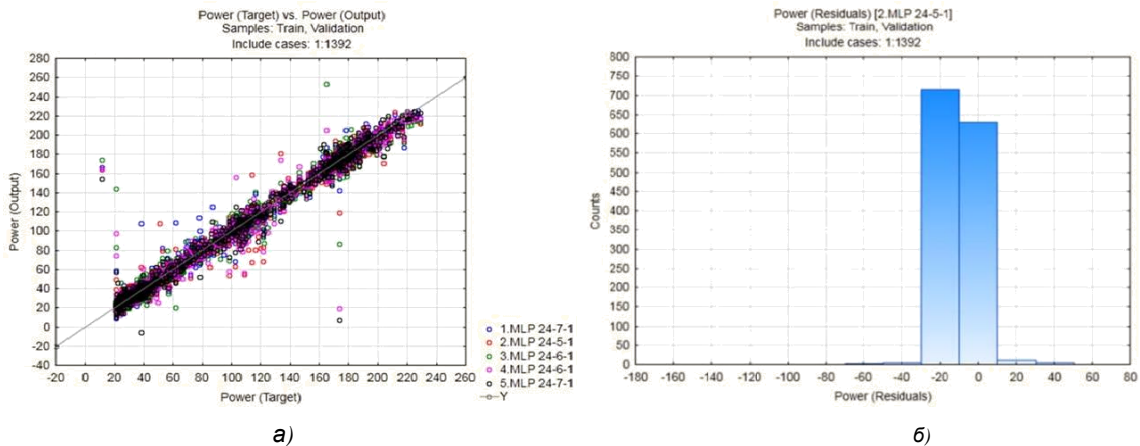


Рисунок 4. Диаграмма рассеяния (а), диаграмма распределения остатков (б)

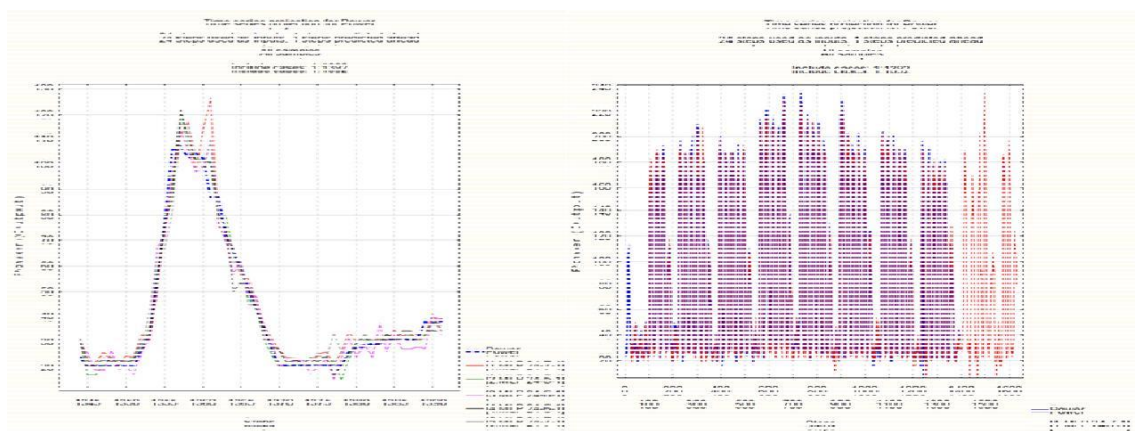


Рисунок 5. Прогноз потребления ЭЭ методом нейронных сетей

Прогнозирование с помощью нейронных сетей дает общее представление о дальнейшей динамике временного ряда. Ошибка построения модели растет с увеличением периода прогноза. В данном случае погрешность составила 9 %.

Исходя из полученных результатов, можно сделать следующие выводы: потребление Э имеет явную сезонную структуру, равную 7-ми суткам; наблюдается трендовое снижение потребления, связанное с повышением среднесуточной температуры; полученный прогноз довольно высокого качества, но вероятен, годится только для применения в короткие сроки; для получения среднесрочного и долгосрочного прогноза необходимы дополнительные данные.

Прогноз с наименьшей погрешностью дает представление о том, как будет развиваться потребление ЭЭ в дальнейшем, можно проследить, как влияют внешние факторы, такие как температура и влажность на потребление других ресурсов (тепло, горячая и холодная вода). Точно построенная модель позволит оценить нужные объемы электрической энергии для всего корпуса и даст возможность заключить договор с энергоснабжающей организацией на выгодных условиях, не переплачивая за фактически большее или меньшее потребление.

В настоящее время предоставлено большое количество методов прогнозирования временных рядов. Линейка методов начинается от самых простых и заканчивается довольно сложными адаптивными методами, которые применяются в основном на крупных предприятиях, с целыми отделами занимающимися данным вопросом. Выбор оптимального метода определяется для каждого потребителя индивидуально. Нет универсального метода прогнозирования. Метод должен быть выбран таким образом, чтобы учитывать специфику предприятия, при решении задач предприятия.

Так же метод должен непрерывно дополняться, и изменяться с развитием потребителя, изменение цены и ситуации на рынке, учитывать изменения прочих, появляющихся факторов. От эффективности работы метода зависит эффективность принимаемых на их основе решений, от которых напрямую зависит конечный финансовый результат деятельности потребителя.

Список литературы

1. Мозгалин А.В. Информационно-методическое обеспечение прогнозирования часовых объемов электропотребления при выходе предприятия на оптовый рынок электрической энергии. Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. – Москва : Изд-во МЭИ (ТУ). – 2004. – 20 с.
2. Головкин Б.Н. Прогноз электропотребления промышленного предприятия в условиях нестабильной экономики [Текст] / Б.Н. Головкин, В.Н. Пирогов, А.П. Старцев // Промышленная энергетика. – 1996. – № 2. – С. 8–12.
3. Кудрин Б.И. Методика обеспечения почасового прогнозирования электропотребления предприятий с учетом погодных факторов [Текст] / Б.И. Кудрин, А.В. Мозгалин // Вестник МЭИ. – 2007. – № 2. – С. 105–108.