

УДК 621.3.08

**ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ПРОГНОЗА ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ
ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ,
ИМЕЮЩЕГО СОБСТВЕННУЮ ГЕНЕРАЦИЮ****С.В. Маринова***Тверской государственный технический университет (г. Тверь)*

© Маринова С.В., 2022

Аннотация. Указаны традиционные способы экономии электроэнергии промышленными предприятиями. Описаны достоинства когерентных газопоршневых установок. Рассмотрена методика для повышения точности прогноза электропотребления промышленного предприятия, имеющего собственную генерацию.

Ключевые слова: прогнозирование электроэнергии, искусственные нейронные сети, газопоршневая установка, моделирование, нагрузка, электросеть.

DOI: 10.46573/2658-7459-2022-3-59-66

Сегодня имеется множество способов, которые промышленные потребители могут использовать, чтобы оптимизировать свое электропотребление и при этом получить экономическую выгоду.

Традиционным средством извлечения экономической выгоды из применения электроэнергии считается выбор оптимального тарифа путем выравнивания графика электропотребления предприятия, а в ряде случаев – через перенос работы производства из зоны пиковой нагрузки на часы, во время которых действуют дешевые тарифы, то есть уменьшение оплаты происходит благодаря расчетам по наиболее предпочтительной ставке на основе имеющихся статистических данных по электропотреблению. Во время анализа фактических почасовых расходов (мощностей) и суточного графика рабочего дня определяют самую недорогую из доступных систем ставок платы за электроэнергию.

При анализе графика нагрузки всегда используются данные по электропотреблению из архивов автоматизированной системы коммерческого учета электроэнергии (АСКУЭ).

Другим способом снижения затрат на энергоресурсы является применение когерентных газопоршневых установок (КГУ). В современных экономических условиях в энергетическом хозяйстве предприятия, помимо основного электротехнического и тепломеханического оборудования, должны иметься дополнительные аварийные и автономные установки для обеспечения организации не только электроэнергией, но и теплом.

Сегодня широко используют когенерационные электростанции малой и средней мощности на базе газопоршневых двигателей внутреннего сгорания. Проблема генерации собственной электрической и тепловой энергии особенно актуальна во время активного роста тарифов на эти ресурсы. Многим крупным и средним предприятиям стало выгоднее генерировать собственную электроэнергию из газа [1].

Когерентные газопоршневые установки не только вырабатывают электроэнергию, но и поставляют тепло. Благодаря комбинированной выработке электричества и тепла можно сэкономить, используя КГУ, до 50 % средств (по сравнению с отдельной выработкой электричества и тепла) [2]. Одним из главных преимуществ таких установок является короткий срок окупаемости, который составляет 2–3 года. Показатели качества электроэнергии, производимой КГУ, выше и стабильнее, чем у электроэнергии, получаемой от электросетей.

В современных условиях перед промышленными потребителями стоит задача получения прогнозных оценок графиков электрической нагрузки. Прогнозирование объемов электрической энергии нагрузки позволяет не только планировать эту нагрузку, но и оптимизировать затраты на энергоносители. Прогнозирование электропотребления предприятия выступает основой для принятия решений по энергоэффективности, в том числе и для организаций, использующих КГУ.

В области моделирования и прогнозирования электропотребления на промышленных предприятиях, применяющих для генерации электроэнергии установки собственной генерации, в том числе КГУ, имеется ряд особенностей, связанных с разработкой модели процесса электропотребления не только от электросетей, но и от установок собственной генерации. Точность прогнозирования связана с используемыми методами расчетов.

Статистические методы и методы искусственного интеллекта в настоящее время считаются наиболее перспективными в сфере проектирования электрической нагрузки. Описание модели на базе этих методов имеет ряд преимуществ: минимизируются затраты на решение задачи, высока точность прогноза. Искусственные нейронные сети (ИНС) эффективно применяются в условиях априорной информации и в законах моделируемого процесса [3].

Обязательные этапы любого исследования: статистический анализ данных, обработка больших массивов информации, расчеты и моделирование. Для обработки большого входного массива данных, в том числе получения отсутствующих сведений, систематизации, нахождения оптимального результата, требуется программный пакет статистического анализа, реализующий функции анализа, управления данными, визуализации данных с привлечением статистических методов и обладающий инструментом автоматического нейросетевого поиска. Программный пакет статистического анализа должен позволять конструировать собственные сети, а формат входных и выходных данных такого пакета – быть совместим с самыми распространенными форматами (например, с электронными таблицами), любым приложением, поддерживающим СОМ (Component Object Model).

Правильный подбор типа нейронной сети чаще всего зависит от условия задачи.

Для надежного прогнозирования электропотребления предприятия от электросетей необходимо выявить факторы-зависимости с расчетом коэффициента детерминации и выявлением высоких регрессионных связей между каждым из рассматриваемых факторов и электропотреблением.

Как правило, для прогноза электропотребления среди возможных зависимостей предполагаются метеофакторы: температура наружного воздуха, освещенность, влажность, скорость ветра, а также тип дня в неделе (рабочий/праздничный). По каждому из перечисленных факторов осуществляются сбор и статистический анализ зависимости выходной (целевой) функции от рассматриваемого фактора. При подготовке прогнозной

модели проверялась гипотеза о влиянии на расход электроэнергии предприятия температуры наружного воздуха. Положение о зависимости расхода электроэнергии от температуры является традиционным подходом в практике анализа режимов электропотребления энергосистемами России. Значимость такого влияния отмечена в [4].

Считается, что метеофакторы во многом определяют сезонные колебания и суточную неравномерность, а также нерегулярные отклонения графиков электропотребления. Влияние температуры обусловлено расходом электроэнергии на отопление зданий, вентиляцию, охлаждение в холодильниках, кондиционирование. Эта традиционная зависимость характерна для энергосистем, где в структуре потребления достаточно велика доля коммунально-бытовой, осветительной нагрузки (в данном случае колебания метеофакторов вызывают большие скачки электропотребления). Промышленное производство, особенно то, которое использует когенерацию для обеспечения себя не только электроэнергией, но и теплом, такой закономерности, как правило, не имеет. Между промышленной нагрузкой и температурой наружного воздуха прослеживается слабая связь.

При рассмотрении других факторов была установлена зависимость от планового значения производимой продукции, количества выработанной тепловой энергии, количества электроэнергии, произведенной КГУ, расхода условного топлива на КГУ, ретроспективных данных активной потребленной электроэнергии, коэффициента загрузки КГУ, коэффициента загрузки производственных мощностей.

Электропотребление предприятия от электросетей уменьшается в связи с параллельной выработкой электроэнергии собственной КГУ. Эта зависимость в рассматриваемой модели прогноза самая очевидная. Каждый фактор, влияющий на величину электропотребления, в модели будет иметь свой весовой коэффициент, отражающий степень влияния.

Для определения входных величин будущей нейронной сети проводился регрессионный анализ. Выявленные факторы, связь которых с потреблением электроэнергии от электросетей оказалась высока, в модели указанной сети будут использоваться в качестве входных сигналов. Модель имеет много входов (по количеству влияющих факторов) и один выход.

На данный момент не существует установленного, стандартизованного метода выбора архитектуры ИНС, близкой к оптимальной. Проект оптимальной архитектуры ИНС можно сформулировать как задачу поиска. Для выбора подходящей архитектуры нейронной сети обычно используются основные подходы: эвристика, каскад-корреляция, эволюционный алгоритм, автоматизированный [5].

Выбор наилучшей модели проходит в несколько этапов. Как правило, это эмпирический процесс по созданию нескольких структур, алгоритмов обучения, функций активаций, подбор различного числа нейронов во входном и скрытом слоях и других особенностей в построении ИНС. На практике выбирается тип ИНС с наименьшей ошибкой прогноза.

Для создания качественной модели необходимо выбрать оптимальную архитектуру (структуру) нейронной сети. Самые лучшие для формирования краткосрочных прогнозов нейронные сети – это сети с радиально-базисными функциями (RBF) и сети с многослойным персептоном (MLP). В эксперименте были использованы обе (и RBF, и MLP). Следует иметь в виду, что многослойный персептон может порождать возможность более сложных связей, но требует большего времени на обучение и оценку. Радиальная

базисная функция, по сравнению с MLP, затрачивает меньше времени на обучение и оценку, но при этом «мощность» предсказания будет ниже. Иными словами, и та и другая модель имеет как преимущества, так и недостатки; выявить их можно только эмпирическим способом, то есть построив как сети RBF, так и сети MLP. Поэтому целесообразно сформировать различные модели с помощью нескольких инструментов: автоматизированной нейронной сети и пользовательской нейронной сети, которые позволяют конструировать собственные сети и выбирать наиболее подходящее решение.

Варианты реализации ИНС с двумя выбранными архитектурами тестируются с разными числами нейронов в скрытом слое.

Чтобы обучить многослойный персептон, необходимо определить функции, которые он способен моделировать. В процессе моделирования ИНС многослойного персептона и сравнения полученных результатов была выбрана сигмоидная функция активации на скрытом и выходном слое «гиперболический тангенс». Поочередно также проверяется действие нескольких функций активации – тождественной, логистической, гиперболической. Тестируется различное количество обучаемых и сохраняемых сетей.

Полученная модель имеет много входов, соответствующих количеству ранее найденных влияющих факторов, и один выход. Влияющий фактор, выраженный определенным значением, подается на входе нейронной сети, а на выходе возникает сигнал, представляющий собой реакцию нейрона на данное воздействие, а именно прогноз электропотребления предприятия, кВт·ч, от электросетей.

На этапе сравнения различных вариантов и сочетаний используемых архитектур, функций активации, количества нейронов в скрытом слое, алгоритмов обучения выявляется вариант с наименьшей ошибкой между прогнозным и фактическим значением.

Согласно методу наименьших квадратов для обучения нейронных сетей, ошибка функционирования сети (здесь – абсолютная ошибка прогноза) определяется по выражению

$$\sum E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - d_i)^2,$$

где y_i – выход сети (прогноз по электропотреблению предприятия от электросетей); d_i – фактическое значение электропотребления предприятия от электросетей; p – индекс образца в обучающей выборке [6].

Задача заключается в нахождении таких значений весовых коэффициентов в модели, при которых ошибка функционирования сети была бы минимальной:

$$\sum E_p \longrightarrow \min.$$

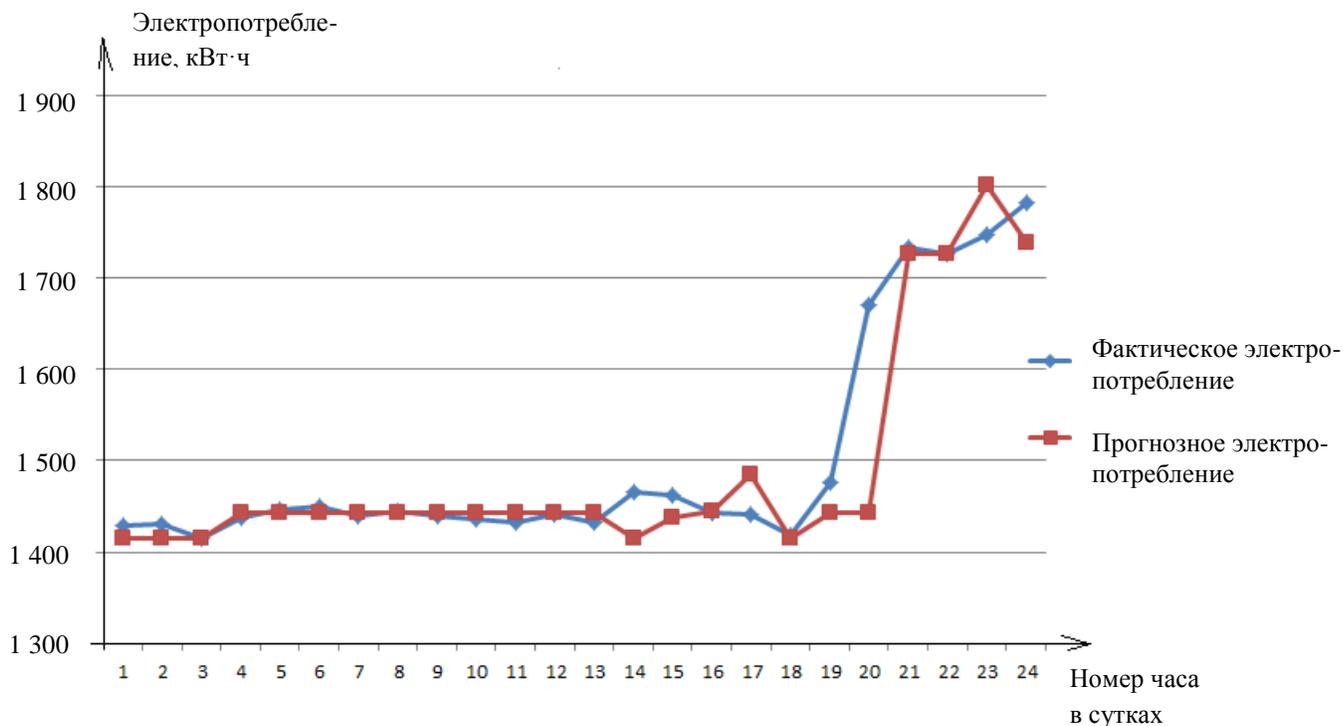
В пользовательской нейронной сети была выбрана нейронная сеть многослойного персептона MLP 6-7-1, где наименьшая ошибка прогноза $E = 0,5$ %. В таблице показаны фактические и прогнозные значения почасового расхода активной электроэнергии, потребляемой предприятием с КГУ от электросетей, абсолютная ошибка прогноза в виде разности этих значений (прогноза и факта).

Фактические и прогнозные почасовые значения
активной потребленной мощности, кВт

Номер часа в сутках	Фактическое электропотребление, кВт·ч	Прогнозируемое электропотребление, кВт·ч	Разность, кВт·ч
1	1 429,582	1 415,018	14,563 64
2	1 430,018	1 415,018	15,00
3	1 414,836	1 415,018	-0,181 82
4	1 437,164	1 443,891	-6,727 27
5	1 445,945	1 443,891	2,054 545
6	1 449,709	1 443,891	5,818 182
7	1 439,345	1 443,891	-4,545 45
8	1 444,527	1 443,891	0,636 364
9	1 438,745	1 443,891	-5,145 45
10	1 436,182	1 443,891	-7,709 09
11	1 431,982	1 443,891	-11,909 1
12	1 440,709	1 443,891	-3,181 82
13	1 432,800	1 443,886	-11,086 4
14	1 466,291	1 415,018	51,272 73
15	1 461,873	1 437,543	24,33
16	1 443,545	1 444,205	-0,659 09
17	1 440,873	1 485,369	-44,496 4
18	1 419,218	1 415,105	4,112 727
19	1 476,764	1 443,98	32,783 64
20	1 670,764	1 443,98	226,783 6
21	1 782,655	1 802,500	6,887 273
22	1 727,291	1 726,895	0,396 364
23	1 748,127	1 802,500	-54,372 7
24	1 782,655	1 738,415	44,24

Графики почасового фактического и прогнозного электропотребления представлены на рисунке.

Тестирование построенной сети и сравнение результатов выявили высокую точность прогнозирования. Представленный вариант ИНС обладает наиболее оптимальной нейронной сетью, то есть сетью с наименьшей ошибкой прогноза. Полученная прогнозная модель может быть сохранена и в дальнейшем использована промышленными предприятиями с когерентными установками на других массивах входных данных в качестве инструмента сокращения затрат на энергоресурсы.



Графики почасового фактического и прогнозного электропотребления, полученного в модели с наименьшей ошибкой функционирования сети

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Черемных Д.Н., Ташлыкова Е.В., Разепина М.Г. Газопоршневые установки как альтернативный способ генерации электроэнергии // *Молодой ученый*. 2014. № 21 (80). С. 245–247.
2. Длугосельский В.И., Земцов А.С. Эффективность использования в теплофикации газотурбинных и парогазовых технологий // *Теплоэнергетика*. 2000. № 12. С. 3–6.
3. Ярыгина Е.А. Разработка методики краткосрочного прогнозирования электропотребления системы собственных нужд ТЭЦ. Дисс... канд. техн. наук. Самара. 2021. 125 с.
4. Макоклюев Б.И., Антонов А.В., Полижаров А.С., Тупицин И.В., Гилева С.С. Влияние метеофакторов на режимы потребления электроэнергии энергосистем // *Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики: Сборник трудов Международного научного семинара им. Ю.Н. Руденко*. Иркутск: Институт систем энергетики им. Л.А. Мелентьева СО РАН. 2015. С. 405–414.
5. Кассем С.А., Ибрагим А.Х.А., Хасан А.М., Логачева А.Г. Прогнозирование электропотребления предприятия с применением искусственных нейронных сетей // *Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика*. 2021. Т. 7. № 1 (25). С. 177–193.
6. Ведерников А.М., Ярыгина Е.А. Разработка программы для решения задач краткосрочного прогнозирования электропотребления на основе искусственных нейронных сетей // *Энергетик*. 2019. № 2. С. 32–35.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ

МАРИНОВА Светлана Васильевна – старший преподаватель кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, Россия, г. Тверь, наб. А. Никитина, д. 22. E-mail: sv.marinova@yandex.ru

БИБЛИОГРАФИЧЕСКАЯ ССЫЛКА

Маринова С.В. Повышение точности прогноза электропотребления промышленного предприятия, имеющего собственную генерацию // Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии». 2022. № 3 (15). С. 59–66.

**IMPROVING THE ACCURACY OF POWER CONSUMPTION FORECAST
OF INDUSTRIAL ENTERPRISE WITH ITS OWN GENERATION**

S.V. Marinova

Tver State Technical University (Tver)

Abstract. The traditional ways of saving electricity by industrial enterprises are indicated. The advantages of coherent gas piston installations are described. The technique for increasing the accuracy of the forecast of power consumption of an industrial enterprise with its own generation is considered.

Keywords: electricity forecasting, artificial neural networks, gas piston installation, simulation, load, power grid.

REFERENCES

1. Cheremnyh D.N., Tashlykova E.V., Razepina M.G. Gas piston units as alternative way to generate electricity. *Molodoj uchenyj*. 2014. No. 21 (80), pp. 245–247. (In Russian).
2. Dlugoselskiy V.I., Zemtsov A.S. Efficiency of use in district heating gas turbine and combined cycle technologies. *Teploenergetika*. 2000. No.12, pp. 3–6. (In Russian).
3. Yarygina E.A. Development of short-term forecasting methodology of power consumption CHP auxiliary system. Cand. Diss. (Engineering). Samara. 2021. 128 p. (In Russian).
4. Makokluev B.I., Antonov A.V., Polidzarov A.S., Tupicin I.V., Gileva S.S. Influence of meteorological factors on model electricity consumption of power systems. *Research methodology reliability of large energy systems: Collection of works of the International Scientific Seminar named after Yu.N. Rudenko*. Irkutsk: Institute of Energy Systems named L.A. Melentiev of SB RAS. 2015, pp. 405–414. (In Russian).
5. Kassem S.A., Ibragim A.H.A., Hasan A.M., Logacheva A.G. Forecasting the power consumption of an enterprise using artificial neural networks. *Vestnik Tyumenskogo gosudarstvennogo universiteta. Fiziko-matematicheskoye modelirovaniye. Neft', gaz, energetika*. 2021. Vol. 7. No. 1 (25), pp. 177–193. (In Russian).
6. Vedernikov A.M., Yarygina E.A. Development of the program to meet the challenges of short-term forecasting of electricity consumption using artificial neural networks. *Energetik*. 2019. No. 2, pp. 32–35. (In Russian).

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

MARINOVA Svetlana Vasilevna – Senior Lecturer of the Department of Power Supply and Electrical Equipment, FSBEI HE «Tver State Technical University», 22, embankment of A. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: sv.marinova@yandex.ru

CITATION FOR AN ARTICLE

Marinova S.V. Improving the accuracy of power consumption forecast of industrial enterprise with its own generation // Vestnik of Tver State Technical University. Series «Building. Electrical engineering and chemical technology». 2022. No. 3(15), pp. 59–66.

УДК 629.7.052

О ПОНЯТИИ n -СИММЕТРИИ ПРОСТРАНСТВЕННОГО ТЕЛА

Ал.А. Шум¹, А.М. Ветошкин², Ан.А. Шум¹

¹ *Тверской государственный технический университет (г. Тверь)*

² *Мытищинский филиал МГТУ им. Н.Э. Баумана
(г. Мытищи, Московская область)*

© Шум Ал.А., Ветошкин А.М., Шум Ан.А., 2022

Аннотация. В статье на случай пространства переносено общее понятие n -симметрии. Рассмотрены вопросы n -симметрии пространственного тела. Введено понятие центра n -симметрии тела.

Ключевые слова: симметрия, c -симметрия, s -симметрия, n -симметрия, центр симметрии, центр n -симметрии, функция трех переменных, функция плотности, тело, масса, центр масс.

DOI: 10.46573/2658-7459-2022-3-66-72

ВВЕДЕНИЕ

На данный момент имеется большой выбор технологий для механической и физико-технической обработки деталей машин (о богатстве этого выбора можно составить представление по названиям [1–13]). При этом выбор той или иной технологии в каждом отдельном случае определенным образом зависит от характера распределения массы внутри обрабатываемой детали. Поэтому представляет интерес изучение свойств указанного распределения, в том числе и тех, которые обусловлены тем или иным видом симметрии. С этой точки зрения в работах [14–20, 25–27] изучались плоские детали, называемые пластинами [16], а в статьях [21–24] рассматривались объемные детали, то есть тела в пространстве. Настоящая статья продолжает эти исследования для случая пространства: она посвящена вопросам симметрии объемных деталей. В работах [26, 27] рассматривались понятия n -симметрии и центра n -симметрии для плоской пластины. В рамках этой статьи эти понятия переносятся на случай пространства и обсуждаются применительно к объемному телу произвольной формы.