



ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СПРОСА НА ТЕПЛОВУЮ ЭНЕРГИЮ ДЛЯ ЗДАНИЙ СРЕДНИХ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ УЧРЕЖДЕНИЙ НА ОСНОВАНИИ СВОЙСТВ ГЕТЕРОМОРФИЗМА ИХ ЭНЕРГОСИСТЕМ

С.В. Гужов

Национальный исследовательский университет "МЭИ", г. Москва, Россия

GuzhovSV@yandex.ru

Резюме: Повышение точности прогнозных величин спроса на энергетические ресурсы является актуальной задачей особенно в свете программы «Цифровая энергетика Российской Федерации». Прогнозирование требуется в том числе для систем теплоснабжения. Сложностью проведения анализа является неподтвержденность свойства подобия энергетических систем и комплексов для зданий со сходным функционалом. На примере зданий средних образовательных учреждений, расположенных на территории г. Москва, доказано предположение о гетероморфизме тепловых систем. **МЕТОДЫ.** В работе принято допущение об отсутствии существенных изменений данных по теплопотреблению энергохозяйств школ, что подтверждается отсутствием как изменений среднегодовых объёмов теплопотребления, так и скачков на ежемесячных графиках потребления тепловой энергии. На измеренные и переданные в информационную систему объёмы потребления тепловой энергии оказывает влияние ряд дополнительных факторов: дрейф точности приборов учёта тепловой энергии; старение и зарастание внутренних поверхностей оборудования тепловой сети здания; физическое старение и износ ограждающих конструкций здания, ухудшение характеристик их теплоизоляции и пр. При составлении прогнозного энергопотребления это означает допустимость использования не только статистических данных о самом анализируемом объекте, но и о множестве объектов, аналогичных анализируемому по структуре и функционалу. **РЕЗУЛЬТАТЫ.** Предложен набор входных факторов, позволяющий с достаточной точностью выполнить определение прогнозного спроса на тепловую энергию для зданий средних образовательных учреждений. Показана возможность и сходная точность результатов прогнозирования спроса на тепловую энергию как посредством использования многофакторного регрессионного анализа, так и искусственных нейронных сетей. **ЗАКЛЮЧЕНИЕ.** На основании комбинированного использования различных математических подходов предложено применение методики прогнозирования спроса на энергоресурсы энергетическими комплексами и системами в качестве механизма для определения корректности переданных показаний приборов учёта.

Ключевые слова: сопоставимые условия, прогнозирование, спрос на тепловую энергию, искусственная нейронная сеть, погрешность.

Благодарности: Работа выполнена по результатам проекта РНФ № 16-19-20568 «Исследование общих закономерностей и особенностей развития городских энергосистем в различных социально-экономических и природно-климатических условиях».

Для цитирования: Гужов С.В. Прогнозирование спроса на тепловую энергию для зданий средних образовательных учреждений на основании свойств гетероморфизма их энергосистем // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2020. Т. 22. № 5 С. 18-27. doi:10.30724/1998-9903-2020-22-5-18-27.

FORECAST OF DEMAND FOR THERMAL ENERGY FOR BUILDINGS OF SECONDARY EDUCATIONAL INSTITUTIONS BASED ON THE PROPERTIES OF HETEROMORPHISM OF THEIR ENERGY SYSTEMS

SV. Guzhov

National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Moscow, Russia
GuzhovSV@yandex.ru

Abstract: *THE PURPOSE.* Improving the accuracy of forecast calculations of demand for energy resources is an urgent task, especially in the light of the Digital Energy of the Russian Federation program. Prediction is also required for heat supply systems. The complexity of the analysis is the lack of confirmation of the similarity properties of energy systems and complexes for buildings with similar functionality. On the example of buildings of secondary educational institutions located in the territory of Moscow, the assumption of heteromorphism of thermal systems is proved. *METHODS.* In the work, an assumption was made that there were no significant changes in the data on the heat consumption of the energy facilities of schools, which was confirmed by the absence of changes in the average annual heat consumption and jumps in the monthly heat consumption diagrams. The amount of heat energy consumption measured and transferred to the IS is influenced by a number of additional factors: accuracy drift of heat energy metering devices; aging and overgrowing of the internal surfaces of the building's heating network equipment; physical aging and deterioration of the building envelope and deterioration of their thermal insulation performance. When compiling predicted energy consumption, this means that it is permissible to use not only statistical data about the analyzed object itself, but also about a variety of objects similar to those analyzed in structure and functionality. *RESULTS.* A set of input factors is proposed that makes it possible to accurately determine the predicted demand for thermal energy for buildings of secondary educational institutions. The possibility and similar accuracy of the results of forecasting the demand for thermal energy is shown both through the use of multivariate regression analysis and artificial neural networks. *CONCLUSION.* Based on the combined use of various mathematical approaches, it is proposed to use the methodology for forecasting energy demand by energy complexes and systems as a mechanism for determining the correctness of the transmitted meter readings.

Keywords: comparable conditions, forecasting, demand for thermal energy, artificial neural network, error.

Acknowledgments: The work was carried out according to the results of the RSF project No. 16-19-20568 "Study of the general laws and features of the development of urban energy systems in various socio-economic and natural-climatic conditions".

For citation: Guzhov SV. Forecast of demand for thermal energy for buildings of secondary educational institutions based on the properties of heteromorphism of their energy systems *Power engineering: research, equipment, technology.* 2020;22(5):18-27. doi:10.30724/1998-9903-2020-5-18-27.

Введение

Повышение качества прогнозов на спрос энергетических ресурсов предприятиями, организациями и учреждениями является актуальным направлением в свете положений, зафиксированных в программе «Цифровая энергетика Российской Федерации»¹.

Одним из ключевых положений программы является разработка и развитие цифровых сервисов и решений в части создания системы управления, координации и мониторинга государственного управления и контрольно-надзорной деятельности в различных отраслях энергохозяйства Российской Федерации. Согласно «Стратегии цифровой трансформации» Ассоциации «Цифровая энергетика» [2] разработка новых видов аналитики данных создаёт новые возможности для профилирования потребителей. К ним

¹ Программа «Цифровая энергетика Российской Федерации» [Электронный ресурс].

относится в том числе проведение анализа и прогнозирования экономии натуральных и финансовых ресурсов посредством персонализации и индивидуализации договорных отношений о поставке энергоресурсов на основе создания прогнозного профиля энергопотребления.

Задача составления прогнозного спроса на энергетические ресурсы является многоаспектной. При решении данной задачи принят ряд допущений. Поскольку энергопотребление, например, предприятиями с развитым технологическим циклом существенно зависит от объёма производимой продукции, то сложно осуществлять средние и долгосрочное прогнозирование спроса без учёта информации о действующих и предполагающихся к заключению договорных отношений на изготовление всех видов продукции. Такая информация крайне редко может быть собрана по причине наличия в ней коммерческой тайны. Кроме того, информация об объёмах ещё не заключённых договоров обладает крайне низкой надёжностью в условиях реалий экономики Российской Федерации.

Поэтому, первым допущением является факт создания прогнозной модели на основании статистических данных энергопотребления предприятия в прошлом с последующим составлением нескольких сценарных прогнозных моделей, например, для «нейтрального», «пессимистичного» и «оптимистичного» варианта развития событий.

Противоречием, ограничивающим возможности прогностических методов, является существенная диверсификация производимой продукции и оказываемых услуг предприятиями. Поскольку одно и то же оборудование может использоваться в различных технологических циклах по производству различных видов продукции, представляется крайне сложным для предприятия с развитым технологическим циклом сформулировать прогнозную модель энергопотребления для одного изделия. Данная задача ещё более усложняется, в случае, если энергоёмкость анализируемого изделия относительно невелика в рамках рассматриваемого предприятия. Для разрешения данного противоречия в настоящей статье принято допущение о рассмотрении организаций, не имеющих развитого технологического цикла. В данном исследовании рассматривается процедура составления прогнозного теплотребления на примере энергохозяйств зданий средних образовательных школ, расположенных в г. Москва.

Информация по теплотреблению получена на основании выгрузки данных из информационной системы (ИС) «Энергосбережение» [3] о более 160 зданий школ Москвы. Поскольку качество любого прогноза тем выше, чем выше точность и достоверность исходных для анализа данных, то из всех рассмотренных зданий произведена выборка по зданиям, теплотребление которых отвечает следующим условиям:

- Внесение данных осуществлялось ежемесячно, строго в одни и те же дни каждого месяца;
- В статистике теплотребления нет пропусков;

Также для соблюдения условия качества исходных данных, поставлено дополнительное условие о том, что первичный анализ данных теплотребления методом многофакторного регрессионного анализа (МФРА) должен иметь коэффициент детерминации $R^2 > 0.90$.

Наиболее точный способ по составлению математической модели здания для расчёта прогнозного теплотребления основан на детерминистическом подходе и состоит в составлении формульного математического аппарата, максимально полно описывающего все процессы, связанные с теплопритоками и тепловыми потерями здания. Данный подход обладает следующими недостатками: чрезвычайная трудоёмкость и длительность процесса; необходимость привлечения высококвалифицированных кадров; необходимость использования большого объёма данных о фактическом состоянии энергосистемы рассматриваемого здания, а также каждой из его ограждающих конструкций. Получение подобного объёма качественных данных требует привлечения услуг специализированной дорогостоящей лаборатории. Данные не могут быть получены силами сотрудников административно-хозяйственной службы. Используемая информационная система не содержит подобных данных. Тем более не представляется возможным выполнить полное математическое моделирование каждого здания в рамках выполнения программы «Цифровая энергетика». Всё это делает невозможным получение математической модели здания для расчёта прогнозного теплотребления на основе детерминистического подхода. Поэтому для решения поставленной в работе задачи необходимо использовать статистический математический аппарат.

Материалы и методы

Моделирование теплотребления энергетическими системами и комплексами (ЭСиК) методами статистической аналитики может быть выполнено с представлением

исследуемой системы в качестве «чёрного ящика». Энергетической системой будем считать совокупность конечного числа автономных и неавтономных агрегатов вместе с их взаимосвязями. В таком случае составление прогнозного математического аппарата состоит в определении взаимосвязи между набором различных входных факторов и выходным фактором, которым в рассматриваемой задаче является теплопотребление объекта. Входные факторы могут быть разнообразными по функциональным признакам, но должны быть значимыми при отнесении к масштабу объекта. Высокая точность моделирования может быть достигнута посредством использования достаточно большого числа входных данных, обладающих высокой степенью точностью и достоверности. Минимальный объём статистических данных по каждому анализируемому объекту при помесечной дискретизации должен включать не менее трёх отопительных сезонов для достижения точности $\delta \geq 95\%$ и доверительной вероятности $\gamma \geq 50\%$ [4].

На измеренные и переданные в ИС объёмы потребления тепловой энергии оказывает влияние ряд дополнительных факторов, к которым относятся:

- Дрейф точности приборов учёта тепловой энергии;
- Старение и зарастание внутренних поверхностей оборудования тепловой сети здания;
- Физическое старение и износ ограждающих конструкций здания и ухудшение характеристик их теплоизоляции.

Учёт и компенсация в расчёте данных факторов представляет отдельную задачу, решение которой не рассматривается в рамках настоящей работы. При выполнении расчётов сделано допущение о несущественности изменения состояния здания и составляющих его инженерных систем за рассматриваемый период времени [5-9]. Данные о потреблении электрической энергии и водных ресурсов целесообразно использовать в качестве входных для обучения математической модели ЭСНК.

В работе принято допущение об отсутствии существенных изменений рассматриваемых тепловых систем, что косвенно подтверждается отсутствием существенных изменений среднегодовых объёмов теплопотребления и отсутствием скачков на ежесезонных графиках потребления тепловой энергии.

Все принятые допущения позволяют воспользоваться наиболее подходящими для данных целей статистическими математическими аппаратами искусственных нейронных сетей (ИНС) и МФРА [10-13].

Поставленная в работе цель, состоящая в прогнозировании спроса на тепловую энергию для зданий средних образовательных учреждений, может быть решена либо индивидуально для каждого здания, либо для класса аналогичных объектов. В первом случае достижение цели будет затруднено отсутствием, частичной недоступностью и недостоверностью исходных данных, а также незначительным объёмом обучающей выборки, недостаточным для применения ИНС и для получения достоверных результатов посредством применения МФРА.

Основная сложность в расчёте «базовой линии» состоит в определении значения энергопотребления до модернизации, спрогнозированного на момент после свершения модернизации. В связи с этим корректность составления прогнозного спроса на тепловую энергию влияет не только на процесс принятия решений о модернизации, но и преимущественно на расчет энергоёмкости производимого продукта / оказываемой услуги, как составляющей цены продукции прибыли.

Активное развитие научно-технического прогресса в XX-XXI веках стимулировало развитие множества новых методов обработки статистических данных. В зависимости от типа анализируемой статистической величины, её дискретности, возможного множества принимаемых переменными значений выбираются те или иные методы обработки и анализа. Безусловно, определяющую роль в выборе подходов к анализу статистических массивов данных оказывает тип поставленной проблемы. Задачи, связанные с прогнозированием продолжения статистического ряда или рядов значений исследуемых факторов, используют при решении достаточно обширную группу методов. Процедура формирования прогнозных функций потребления энергоресурсов энергетическими системами и комплексами в силу своей специфики может использовать только некоторую часть всего разнообразия существующих подходов. Дополнительными особенностями является такие специфичности прогнозируемых величин, как: наличие диапазона возможных значений, обозначение которого доступно экспертным способом; возможность появления периодической или разовой шумовой составляющей. Существенным ограничивающим фактором при исследовании и прогнозировании поведения энергетических систем и комплексов является невозможность поставить контролируемый эксперимент. Особый вопрос состоит в определении механизма объединения различных методов с целью повышения точности и достоверности результатов прогнозирования.

Выводы о возможности снижения энергозатрат и улучшении качественных характеристик выходного продукта формируются, как правило, не в процессе проектирования энергетического комплекса, а в результате практической его эксплуатации. В таких условиях улучшение характеристик подсистем часто не представляется возможным, т.к. требует коренной переделки объекта.

При исследовании сложных систем, как правило, создавать адекватную физическую модель не представляется возможным. Для решения обычно применяют системный подход, в котором моделирование является основным методом исследования. Для большинства рабочих процессов необходимая точность прогнозирования их характеристик может быть достигнута на основе математического моделирования. Наиболее распространённым является способ прямого математического моделирования, использование которого в виду большого объёма вычислительных работ, сложности и широкой взаимосвязанности реальных процессов возможно только на базе современной высокопроизводительной вычислительной техники. Необходимая точность моделирования достигается использованием достаточно большого числа входных данных. Для достижения высокой точности и достоверности результатов необходимо использовать только вполне надежные значения исходных факторов.

Система теплоснабжения здания включает в себя одну или несколько подсистем. При этом каждая выделенная подсистема обладает рядом свойств:

- представляет собой целостный комплекс взаимосвязанных элементов, доступный к рассмотрению и анализу;
- образует единство со средой и требует учёта воздействия как системы на среду, так и среды на систему;
- является элементом системы более высокого порядка;
- при необходимости может быть разделена на ряд систем более низкого порядка.

Основными задачами формирования сводного прогнозного баланса производства и поставок энергии потребителю в т.ч. являются: удовлетворение спроса; обеспечение надежного энергоснабжения; минимизация затрат на производство и поставку электрической и тепловой энергии.

Развитие и усложнение теплоэнергетических систем и повышение эффективности городских и промышленных систем в условиях экономического уклада Российской Федерации диктует самостоятельное формирование приоритетов собственного развития. Приоритетами развития в таком случае становятся не только и не столько работоспособность и надёжность, но также и экономическая эффективность. Это существенно усложняет технико-экономические модели предприятия, имплементирует в расчёт значительное число дополнительных факторов, предъявляет новые требования к методам оптимизации. В связи с этим остро проявляется необходимость разработки методологии прогнозирования энергопотребления при определении стратегии развития систем различного масштаба без существенного загробления воздействующих факторов. Подобная задача требует не только глубокого понимания специфики технических и технологических процессов моделируемого объекта, но и корректного применения методов математической статистики при обработке статистических данных от разноплановых и разнородных элементов.

К факторам, влияющим на объем потребления энергетических ресурсов предлагается отнести: режим функционирования; функциональное назначение энергопотребляющих установок; количество потребителей энергетических ресурсов; площадь и объем помещений; температура наружного воздуха, усреднённая за сутки; усреднённая за сутки температура наружного воздуха в отопительный период; расположение зданий по сторонам света; периоды активной эксплуатации зданий; продолжительность отопительного периода.

В случае достижения составления прогнозных моделей для класса аналогичных задач необходимо использовать свойства гетероморфизма, присущие ЭСиК [14]. Множество элементов любой ЭСиК можно представить в виде разбиения на принадлежащие данному множеству семейства и виды, для которых применимы негауссовы устойчивые распределения с бесконечной дисперсией негауссовых распределений. Поскольку функционирование реального технического и энергетического хозяйства ЭСиК в общем случае зависит от множества факторов, то допустимо представить описание эксплуатации системы как случайного процесса, функционирующего в некоторых пределах. Данное свойство приводит к увеличению разброса средней величины, по сравнению с гауссовыми законами.

Опираясь на свойства гетероморфизма, всякая энергосистема одного объекта подобна аналогичной системе другого объекта. Таким образом: прогнозная модель и спрогнозированный эффект управляющего воздействия, например, от энергосберегающего мероприятия в одной ЭСиК может быть транспонирован на все объекты аналогичного

класса. В рамках статьи проверим данное свойство на применимость к задачам формирования предиктивных правил при определении прогнозных объёмов теплотребления зданиями средних образовательных школ.

При выборе входных факторов будем руководствоваться следующими правилами:

- Данные должны быть проверяемы в открытых источниках.
- Методология сбора и обработки статистических данных, приводимых в источнике информации, не должна изменяться на протяжении всего периода, за который производится анализ.
- Данные должны содержать не менее двух независимых погодных факторов.
- Используемые статистические факторы должны иметь отношение к объёмам потребления тепловой энергии, но не обязательно должны быть определяющими.

Используемый далее набор входных данных является лишь одним из возможных. Использование иных данных, возможно, приведёт к получению более или менее точного прогноза. Входными факторами для расчёта прогнозного теплотребления с учётом перечисленных выше допущений приняты:

X1. среднемесячная температура наружного воздуха, °С;

X2. среднемесячная относительная влажность наружного воздуха (%) на высоте 2 метра над поверхностью земли, %;

X3. объём потребления электрической энергии, взятый с ежемесячным интервалом, кВт·ч;

X4. объём потребления горячей воды, взятый с ежемесячным интервалом, куб.м.;

X5. объём потребления холодной воды, взятый с ежемесячным интервалом, куб.м.;

Прогнозируемым фактором (Y) является объём потребления тепловой энергии, взятый с ежемесячным интервалом, Гкал. Климатические данные получены из открытой базы данных [15]. Период обучающей выборки выбран с 01.2014г. по 12.2017г.

Результаты

На основании приведённых достаточно требовательных условий из рассмотренного массива отсеяно более 92% зданий. Таким образом, в качестве обучающей выборки используются данные об одиннадцати зданиях средних образовательных школ, 7 из которых относятся к комплексу зданий СОШ №1158 и 3 – к комплексу здания СОШ №504. Здания построены по разным проектам, имеют различную площадь и различную численность обучающихся школьников. По каждому из зданий на основании выгрузки из ИС получена информация о потреблении энергоресурсов с января 2014г. по декабрь 2017г. Обучающая выборка включает 401 значение для месяцев, относящихся к отопительным сезонам. В качестве тестовой выборки используется ещё одно здание, относящееся к комплексу СОШ №504 и отвечающее приведённым выше условиям.

Для обучения выбрана трёхслойная ИНС, по мнению автора наиболее отвечающая требованиям решаемой задачи. На вход всего подано более 2000 единиц первичной информации. Активационная функция принята сигмоидной с кривизной 2. Конфигурация ИНС: 5 входных нейронов, один выходной нейрон. Число нейронов в скрытом слое составляет 3 единицы и определено по формуле [16]:

$$k = \sqrt{m \cdot n} , \quad (1)$$

где k – число нейронов в скрытом слое, округлённое до ближайшего большего целого значения; m – число нейронов входного слоя; n – число нейронов выходного слоя.

Тип сети – персептрон, метод обучения принят *Resilient Propagation*. Количество эпох обучения – 200 ед. Обученная ИНС относительно эталонных данных имеет максимальную ошибку 34,385%, среднюю ошибку 6,181%. Для сравнения на этой же выборке данных ФМРА имеет среднюю ошибку 31,227% при $R^2 = 0,7757$, что хуже по сравнению с точностью, достигнутой посредством применения ИНС.

Обработка на обученной выборке тестового здания, показала среднюю ошибку для метода ИНС 39,0%, методом ФМРА 40,3% (рис. 1). Дальнейшее повышение точности прогноза может быть осуществлено посредством использование большего числа входных факторов, проверенных на отсутствие коллинеарности и мультиколлинеарности.

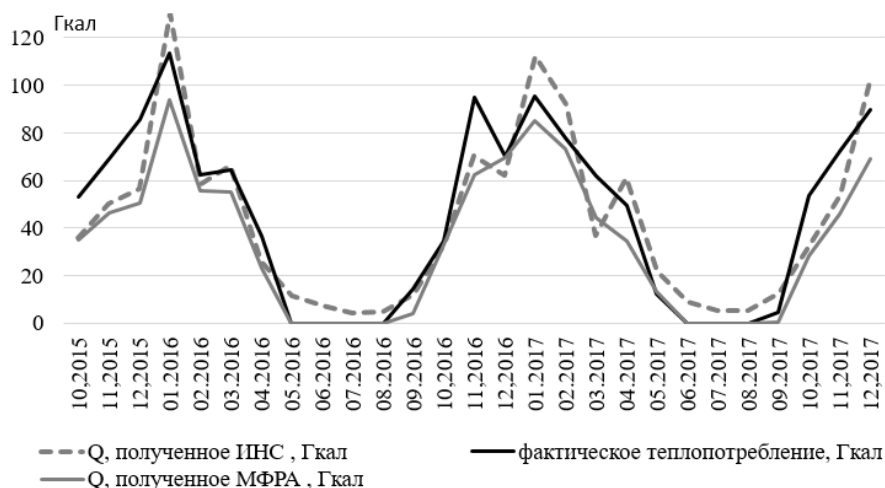


Рис. 1. Графики фактического и прогнозного теплопотребления объектом тестовой выборки

Приведённые результаты наглядно подтверждают предположение о гетероморфизме тепловых систем на примере зданий средних образовательных учреждений. Таким образом, в рамках рассматриваемых аналогичных объектов всякая система теплоснабжения одного объекта подобна аналогичной системе теплоснабжения другого объекта.

Обсуждение

Одним из практических применений данного свойства ЭСиК может являться проверка корректности данных о потреблении энергоресурсов в различных информационных системах, например, в информационной системе энергосбережения Департамента жилищно-коммунального хозяйства города Москвы. Для проверки данного тезиса произведена обработка данных по зданию СОШ, передача показаний приборов учёта тепловой энергии в которой велась некорректно, с задержками. Поскольку на тестовой обработке модели результаты погрешности имеют близкие значения: $\Delta_{\text{МФРА}}=31,227\%$, $\Delta_{\text{ИНС}}=34,385\%$; то используем обе эти модели для определения границ определяемого интервала точности. Рассчитанная средняя ошибка метода МФРА составляет 22,425%, метода ИНС – 6,181%. Таким образом нижней границе определяемого коридора возможных значений прогнозного теплопотребления будет являться прогнозное значение, полученное моделью МФРА за вычетом средней ошибки данного метода: «МФРА- $\Delta_{\text{МФРА}}$ ». Верхней границей – является прогнозное значение, полученное моделью ИНС, увеличенное на среднюю ошибку данного метода: «ИНС+ $\Delta_{\text{ИНС}}$ » (рис. 2).

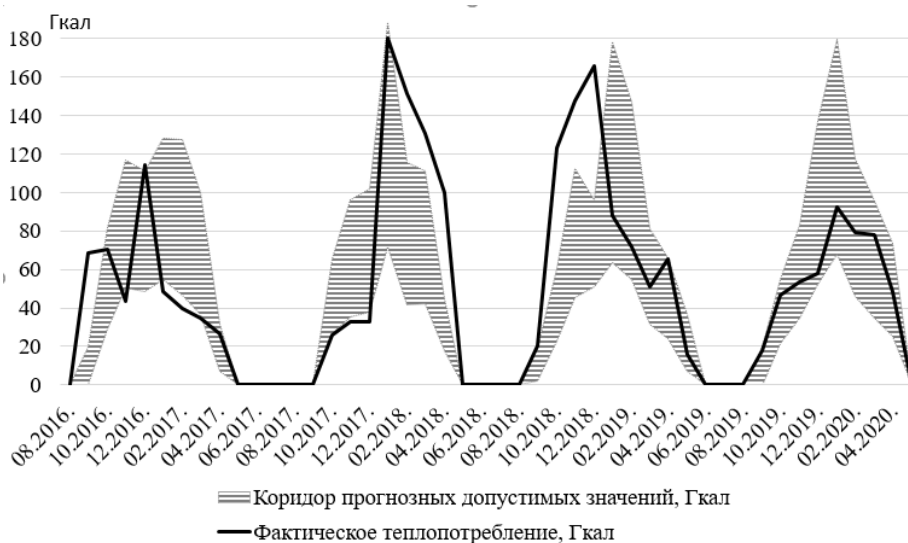


Рис. 2. Графики фактического теплопотребления объектом тестовой выборки и коридора прогнозных значений

Исходя из приведённых результатов можно сделать предположение о том, что данные о теплопотреблении исследуемого здания СОШ вносились некорректно в феврале 2018г. и в октябре 2019г. Предположение подтверждается информацией от управляющего

персонала школы. В октябре 2019г. данные внесены более корректно, т.к. линия внесённых показаний проходит по верхней границе коридора прогнозных значений.

Заключение или Выводы

Следует отметить, что использованный в анализе набор факторов X1–X5 не является единственным. Задача выявления наилучшего набора факторов, дающих при прогнозировании наиболее точный результат, является самостоятельной, объёмной и не ставилась в рамах данной работы. Результаты данной обработки могут быть использованы, например, в контуре энергоменеджмента при принятии решений по эффективности работы как хозяйственного, так и управленческого персонала.

Показанная точность прогнозирования достигнута при использовании ежемесячной дискретизации исходных данных. Входные данные можно подразделить на две основных группы: показания приборов учёта на предприятии и данные, полученные из открытых источников. Измеряемые на объекте данные обладают, как правило, низкой дискретизацией; поэтому остальные данные перед применением намеренно закругляются, и объём генеральной совокупности составляет 401 строки. В случае если использовать всю полноту открытых данных и обеспечить ежечасный автоматизированный опрос приборов учёта, то объём генеральной совокупности от 401 строки возрастёт до 288720 строк. При подобном увеличении объёма наблюдений ожидается существенное повышение точности моделей на основе ИНС, по сравнению с моделями, использующими МФРА. Тем не менее, при малых выборках метод МФРА имеет преимущество по сравнению с ИНС. Для объектов уровня «здание» существенную роль играют:

a. фактор соблюдения периодичности показаний. Повышение качества исходных замеров может быть достигнуто только при переходе к автоматизированным дистанционным системам опроса приборов учёта;

b. число анализируемых наблюдений, для которых повышение точности можно достигнуть двумя способами:

b1. посредством накапливания большей глубины архива с существующей дискретизацией по шкале времени (например, ежемесячные). Это не удобно, т.к., во-первых, прогноз необходимо выполнить в текущий момент времени, а не через 2-3 года. Во-вторых, велик риск модернизации части ЭСик и существенного изменения базовой линии, что приведёт к невозможности использования накопленного объёма статистических данных.

b2. произвести увеличение объёма архива данных посредством перехода к более частому опросу приборов учёта (например, от ежемесячных к ежесуточному). Необходимо отметить, что значение математически обоснованного ранее аргумента t , которому соответствует значение функции Лапласа, должно равняться 2.58, что соответствует не менее 364 наблюдениям в год. Таким образом, переход к опросу и накоплению в базе данных приборов учёта энергоресурсов, например, с ежечасной дискретизацией, является в некоторой мере избыточным при условии накопления не более 3 лет наблюдений за ЭСик. Этот факт также облегчает группу задач, связанных со сбором достоверных данных о климатических и погодных факторах, т.к. открытые и надёжные интернет ресурсы предоставляют информацию об изменении климатических данных с ежесуточной дискретизацией. При этом, нужно помнить, что даже при переходе к посуточным наблюдениям, желательное число периодов наблюдений (например, отопительных сезонов) должно быть не меньше трёх для достижения значения доверительной вероятности $\gamma = 0,99$ и точности прогнозной модели $\delta = 0,95\%$.

c. точность исходных данных и число знаков после запятой на счётчике отражаются на точности прогноза несущественно. Нет необходимости повышать размерность показаний приборов учёта.

На основании вышеизложенного можно сделать следующие выводы:

1. Подтверждено свойство гетероморфизма систем теплоснабжения на примере зданий средних образовательных учреждений. Показано, что незначительность объёма выборки для анализируемого объекта может быть компенсирована посредством использования данных от аналогичных по функционалу объектов.

2. На примере прогнозирования спроса на тепловую энергию для зданий средних образовательных учреждений показано, что достаточно эффективными может быть, как использование многофакторного регрессионного анализа, так и искусственных нейронных сетей.

3. Предложен набор входных факторов, позволяющий с достаточной точностью выполнить определение прогнозного спроса на тепловую энергию для зданий средних образовательных учреждений.

4. Показано применение методики прогнозирования спроса на энергоресурсы энергетическими комплексами и системами в качестве механизма для определения корректности переданных показаний приборов учёта.

Литература

1. Стратегия цифровой трансформации в электроэнергетике [Электронный ресурс]. Доступно по: URL: <https://www.digital-energy.ru/activity/materials/strategy-for-digital-transformation-electric-power-industry/>. Ссылка активна на: 20 мая 2020.
2. Информационная система энергосбережения Департамента жилищно-коммунального хозяйства города Москвы. Доступно по: [Электронный ресурс]. URL: <https://ise.mos.ru/>. Ссылка активна на: 20 мая 2020.
3. Гужов С.В. Исследование и прогнозирование качества функционирования энергосистем зданий для занятий водными видами спорта при разнообразных внешних воздействиях. Вестник МЭИ. 2016 № 5. С. 88-93
4. Кошарная Ю.В. Методика анализа параметров электропотребления для нормирования и оценки энергосбережения при проведении энергоаудита предприятий и организаций // Электрооборудование: эксплуатация и ремонт. 2016. № 4. С. 56-69.
5. Воевода А.Е., Харитонова Д.Д., Валь П.В. Краткосрочное прогнозирование электропотребления на основе метода случайного леса // Электроэнергетика глазами молодежи - 2016 Материалы VII Международной молодёжной научно-технической конференции. В 3 т.. 2016. С. 124-127.
6. Dong Q., Xing K., Zhang H. Artificial neural network for assessment of energy consumption and cost for cross laminated timber office building in severe cold regions // Sustainability. 2017. .V. 10. № 1. P. 84.
7. Firsova I.A., Vasbieva D.G., Kosarenko N.N., et al. Energy consumption forecasting for power supply companies // International Journal of Energy Economics and Policy. 2019. V. 9. № 1. pp. 1-6.
8. Popov V., Fedosenko M., Tkachenko V., et al. Forecasting consumption of electrical energy using time series comprised of uncertain data // 2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems, ESS 2019 - Proceedings 6. 2019. pp. 201-204.
9. Lemke F. Probabilistic energy forecasting based on self-organizing inductive modeling // Advances in Intelligent Systems and Computing. 2019. V. 871. pp. 405-420.
10. Wang J., Zeng N., Zhou B., et al. Data center energy consumption models and energy efficient algorithms // Jisuanji Yanjiu yu Fazhan. 2019. V. 56. № 8. pp. 1587-1603.
11. Jiang P., Dong J., Huang H. Forecasting china's renewable energy terminal power consumption based on empirical mode decomposition and an improved extreme learning machine optimized by a bacterial foraging algorithm // Energies. 2019. V. 12. № 7. P. 1331.
12. Runge J., Zmeureanu R. Forecasting energy use in buildings using artificial neural networks: a review // Energies. 2019. V. 12. № 17. P. 3254.
13. Кудрин Б.И. Организация, построение и управление энергетическим хозяйством металлургических предприятий. Дисс. ... доктора технических наук. Гос. союзный ин-т по проектированию металлургических заводов (ГИПРОМЕЗ) . 1979. 282 с.
14. rp5.ru Расписание погоды. Доступно по: <https://rp5.ru/>. Ссылка активна на 21 мая 2020.
15. Зарубин О.А. Применение нейронных сетей для целей анализа данных дистанционного зондирования Земли // Современные научные исследования и инновации. 2016. № 8. Доступно по: [Электронный ресурс]. URL: <http://web.snauka.ru/issues/2016/08/70887>. Ссылка активна на: 20 мая 2020.

Авторы публикации

Гужов Сергей Вадимович – канд. техн. наук, доцент, директор Центра подготовки и профессиональной переподготовки "Энергоменеджмент и энергосберегающие технологии" федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования "Национальный исследовательский университет "МЭИ".

References

1. *Strategiya tsifrovoy transformatsii v elektroenergetike*. [Elektronnyy resurs]. Available at: URL: <https://www.digital-energy.ru/activity/materials/strategy-for-digital-transformation-electric-power-industry/> Accessed to: May 20, 2020.
2. *Informatsionnaya sistema energosberezheniya Departamenta zhilishchno-kommunal'nogo khozyaystva goroda Moskvy* [Elektronnyy resurs]. Available at: URL: <https://ise.mos.ru/> (data Accessed to: May 20, 2020).

3. Guzhov SV. Issledovaniye i prognozirovaniye kachestva funktsionirovaniya energosistem zdaniy dlya zanyatiy vodnymi vidami sporta pri raznoobraznykh vneshnikh vozdeystviyakh. *Vestnik MEI*. 2016;5: 88-93
4. Kosharnaya Yu.V. Metodika analiza parametrov elektropotrebleniya dlya normirovaniya i otsenki energosberezheniya pri provedenii energoaudita predpriyatii i organizatsii. *Elektrooborudovanie: ekspluatatsiya i remont*. 2016;4:56-69.
5. Voevoda AE, Kharitonova DD, Val' PV. Kratkosrochnoe prognozirovaniye elektropotrebleniya na osnove metoda sluchainogo lesa. *Elektroenergetika glazami molodezhi - 2016 Materialy 7 Mezhdunarodnoi molodezhnoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii*. 2016. pp. 124-127.
6. Dong Q, Xing K, Zhang H. Artificial neural network for assessment of energy consumption and cost for cross laminated timber office building in severe cold regions. *Sustainability*. 2017;10(1):84.
7. Firsova IA, Vasbieva DG, Kosarenko NN, et al. Energy consumption forecasting for power supply companies. *International Journal of Energy Economics and Policy*. 2019;9(1):1-6.
8. Popov V, Fedosenko M, Tkachenko V, et al. Forecasting consumption of electrical energy using time series comprised of uncertain data. *2019 IEEE 6th International Conference on Energy Smart Systems, ESS 2019 - Proceedings 6*. 2019. pp. 201-204.
9. Lemke F. Probabilistic energy forecasting based on self-organizing inductive modeling. *Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2019;871:405-420.
10. Wang J, Zeng N, Zhou B, et al. Data center energy consumption models and energy efficient algorithms. *Jisuanji Yanjiu yu Fazhan*. 2019;56(8):1587-1603.
11. Jiang P, Dong J, Huang H. Forecasting china's renewable energy terminal power consumption based on empirical mode decomposition and an improved extreme learning machine optimized by a bacterial foraging algorithm. *Energies*. 2019;12(7):1331.
12. Runge J, Zmeureanu R. Forecasting energy use in buildings using artificial neural networks: a review. *Energies*. 2019;12(17):3254.
13. Kudrin BI. *Organizatsiya, postroyeniye i upravleniye energeticheskim khozyaystvom metallurgicheskikh predpriyatii*: Diss. ... doktora tekhnicheskikh nauk. Gos. soyuznyy in-t po proyektirovaniyu metallurgicheskikh zavodov (GIPROMEZ). 1979. 282 s.
14. rp5.ru Raspisaniye pogody. Available at: [elektronnyy resurs: https://rp5.ru/](https://rp5.ru/) Accessed to: May 20, 2020.
15. Zarubin O.A. Primeneniye neyronnykh setey dlya tseley analiza dannykh distantsionnogo zondirovaniya Zemli // *Sovremennyye nauchnyye issledovaniya i innovatsii*. 2016. N 8. Available at: URL: <http://web.snauka.ru/issues/2016/08/70887>. Accessed to: May 20, 2020.

Authors of the publication

Sergey V. Guzhov – National Research University "Moscow Power Engineering Institute", Moscow, Russia. E-mail:GuzhovSV@yandex.ru.

Поступила в редакцию

15 октября 2020г.