

Возможности повышения каче- ства прогнозов на спрос энерге- тических ресурсов предприятиями

Рецензия эксперта на статью получена
16.06.2025 [The expert review of the article
was received on June 16, 2025]

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 России. Согласно «Стратегии цифровой трансформации» [2], разработка новых видов аналитики данных создаёт новые возможности для профилирования потребителей. К ним относится в том числе проведение анализа и прогнозирования потребления энергетических ресурсов на основе создания прогнозного профиля энергопотребления.

Задача составления прогнозного спроса на энергетические ресурсы является задачей со многими неизвестными. Поскольку энергопотребление предприятиями с развитым технологическим циклом существенно зависит от объёма производимой продукции, то сложно осуществлять средне- 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, информа-

ция об объёмах ещё не заключённых договоров обладает крайне низкой надёжностью в реалиях российской экономики.

Поскольку одно и то же оборудование может использоваться для производства различных видов продукции, возникает задача составления прогнозной модели энергопотребления оборудования с выделением доли производства конкретной продукции в рамках технологического цикла предприятия. Данная задача ещё более усложняется в том случае, если энергоёмкость анализируемого изделия относительно невелика в рамках рассматриваемого предприятия.

Полноценное детерминированное описание теплотехнических процессов в общем виде не формализуемо по причине его чрезвычайной трудоёмкости и сложности математического аппарата и осуществляется как на основе анализа комбинированных результатов машинной обработки данных информационной базы и статистических данных, так и экспертного анализа параметров расчётных моделей.

По причине подчинения рядов статистических данных негауссовым устойчивым распределениям с бесконечной дисперсией негауссовых распределений, приводящих к увеличению разброса средней величины по сравнению с гауссовыми законами, математически неприменимыми становится применения метода экстраполяции, а также статистических методов, основанных на предположении нормальности закона распределения случайной величины.

УДК 621.1.016. Научная специальность: 2.1.3.

Возможности повышения качества прогнозов на спрос энергетических ресурсов предприятиями

Сергей Вадимович Гужов, к.т.н., доцент, Национальный исследовательский университет «Московский энергетический институт» (НИУ «МЭИ»); **Андрей Андреевич Арбатский**, к.т.н., генеральный директор ООО «НИИ «Энергоэффективных технологий микроклимата»; **Елена Владимировна Крылова**, к.п.н., доцент, замдиректора по учебной работе Института тепловой и атомной энергетики (ИТАЭ) НИУ «МЭИ»; **Анна Олеговна Сорокина**, студент, НИУ «МЭИ»

В статье описаны результаты анализа возможности повышения точности прогнозирования с применением стратегии непрерывной балансировки и оптимизации ресурсов с помощью специализированного интегрированного пакета прикладного программного обеспечения. Показаны возможности внедрения в функционирующий технологический цикл дополнительных измерителей на различных принципах действия. Приведена блок-схема алгоритма повышения точности АСУ ТП посредством применения прогнозных функций энергопотребления. Для здания комбината бытовых услуг площадью 6000 м² показаны результаты применения искусственных нейронных сетей. Приведены характеристики лучших моделей, обученных на наборе данных с сдвигом, удалением и стандартизированной оценкой. Наименьшую погрешность на тестовой выборке имеет вторая рассматриваемая модель, имеющая три слоя по 64 нейрона, функцию потерь MAE и количество эпох обучения — 96.

Ключевые слова: радиочастотная идентификация (RFID), планирование ресурсов предприятия (ERP), датчик интернета вещей, модель искусственного интеллекта (ИИ-модель), автоматизированная система управления энергоснабжением (АСУЭ), коридор ожидаемых значений, распознавание образов, цифровой двойник, «умный» датчик.

UDC 621.1.016. Scientific specialty number: 2.1.3.

Possibilities of improving the quality of forecasts for energy demand by enterprises

Sergey V. Guzhov, PhD (Engineering), Associate Professor, the Department of Heat and Mass Transfer Processes and Installations (HMTPI), National Research University "Moscow Power Engineering Institute" (NRU "MPEI"); **Andrey A. Arbat-sky**, PhD (Engineering), General Director of the General Director of the "Research Institute of Energy-Efficient Technologies of Microclimate", LLC; **Elena V. Krylova**, PhD (Pedagogical), Associate Professor, Deputy Director for Academic Affairs of the Institute of Thermal and Nuclear Energy (ITNE) of NRU "MPEI"; **Anna O. Sorokina**, student, NRU "MPEI"

The article describes the results of an analysis of the possibility of improving forecasting accuracy using a strategy of continuous balancing and optimizing resources using a specialized integrated application software package. The possibilities of introducing additional meters based on various principles of operation into a functioning technological cycle are shown. A block diagram of an algorithm for improving the accuracy of automated process control systems through the use of predictive energy consumption functions is presented. For the building of the consumer services complex with an area of 6,000 sq. m. The results of using artificial neural networks are shown below. The characteristics of the best models trained on a dataset with shifting, deletion, and standardized estimation are given. The second model under consideration has the smallest error in the test sample, which has three layers of 64 neurons each, a MAE loss function, and 96 learning epochs.

Key words: Radio Frequency Identification (RFID), Enterprise Resource Planning (ERP), Internet of Things sensor, artificial intelligence model (AI model), Automated Energy Supply Management System (ASME), range of expected values, pattern recognition, digital twin, smart sensor.



Рис. 1. Блок-схема алгоритма повышения точности автоматизированной системы управления технологическим процессом посредством применения прогнозных функций энергопотребления

На основе частично имеющихся данных об объекте в объединении с упрощёнными физическими законами становится возможным сформировать «идеализированные функции» (блок II, рис. 1). На основе экспертных оценок формулируются индексы технического состояния объекта или его подсистем, что позволяет формировать уточняющие дополнительные массивы данных (блок III, рис. 1).

Блок I может наполняться не только от специализированных датчиков, но и посредством применения как современных научно-технических разработок, так и организационных стратегий. Рассмотрим некоторые из них:

1. Использование меток радиочастотной идентификации (Radio Frequency Identification, RFID) — технологии для автоматизации учёта, отслеживания и контроля объектов [3]. В рамках предприятия позволяет отслеживать передвижение продукции по этапам производства и, следовательно, точнее учитывать объём энергоресурсов, затраченных на конкретную деталь.

2. Интеграция с системами «планирования ресурсов предприятия» (Enterprise Resource Planning, ERP) позволяет использовать достоверную информацию из ведущейся документации, актов выполнения работ и других управленческих документов для проведения инспекций и технического обслуживания энергооборудования, контроля за показателями энергетической эффективности, включая реализацию планов энергопотребления, управление базой данных средств измерений, включая планирование и отслеживание проверок и калибровок [4].

3. Внедрение IoT-датчиков и передачи информации для обработки на удалённые серверы [5]. Технология для мониторинга

работы оборудования позволяет увеличить число измерителей за счёт использования множества относительно неточных и дешёвых датчиков через «интернет вещей» (Internet of Things, IoT). В настоящее время максимально распространён противоположный подход: использование специализированных дорогостоящих датчиков, интегрированных только в специализированную автоматизированную систему управления технологическим процессом (АСУ ТП). Переход к IoT потребует рассмотрения нескольких компонентов объекта при одинаковом объёме капитальных затрат: установка нескольких дорогих точных многофункциональных измерителей либо закупка увеличенного числа не таких точных датчиков, или много дешёвых относительно неточных индивидуальных датчиков. Актуальным становится задача интерпретации накопленной неточной информации в данные с достаточной точностью. С применением специальных алгоритмов и при выполнении первоначальной калибровки АСУ на основании первичных данных от множества микродатчиков могут быть получена информация заданной точности. В качестве алгоритмов необходимо использовать ИИ-модели [6].

Интеграция с ERP-системами позволяет использовать достоверную информацию из ведущейся документации, актов выполнения работ и других управленческих документов для проведения инспекций и технического обслуживания энергооборудования, контроля за показателями энергетической эффективности процессов

4. Часть данных целесообразно получать от сторонних систем объекта: АСУЭ, АСКУЭ, СКУД, АРМ станков и пр. [7]. К преимуществам подобного подхода относится факт проведения измерений штатными и поверенными приборами учёта.

5. Поскольку система видеонаблюдения обычно установлена на любом объекте, то большой объём информации о функционировании энергооборудования можно собрать посредством **анализа видеoinформации**. Видеонаблюдение с распознаванием образов позволяет, например, как отслеживать число оборотов детали на станке или выполнять мониторинг качества обработки детали, так и выполнять мониторинг действий персонала для исключения «человеческого фактора» [8].

6. Переход к цифровым двойникам систем и зданий потребует создание цифровой модели физического объекта или процесса с высокой точностью [9]. Данные могут также быть получены на основании датчиков, установленных непосредственно на моделируемом физическом объекте. Такая модель позволит оптимизировать эффективность за счёт применения прогнозных сценарных и онлайн-расчётов.

7. Там, где детерминированные модели неприменимы по причине высоких капитальных затрат или сложности реализации, либо имеются сложности с созданием адекватных математических моделей, возможно использовать **усреднённые коэффициенты или усреднённые нормативы энергопотребления** [10]. Конечно, с невысокой точностью, но это позволит решить задачу.

8. Использование детерминированных моделей, частично описывающих процессы внутри объекта с высокой точностью. Последующее их сопряжение позволит решать более сложные, комплексные задачи [11].

9. Повысить точность можно за счёт перехода к более краткосрочным прогнозам [12]. Дополнительно можно применять математическое разделение данных на стационарные и случайные процессы с последующим созданием функции «шума». Подобное моделирование с применением многофакторного регрессионного анализа, искусственных нейронных сетей и пр. позволяет применять прогностический математический аппарат не для всего объёма данных, а для прогноза только его «шумовой» части, что может повысить результирующую точность расчёта.

10. Применять для прогнозирования на анализируемом объекте схожие данные по объектам-аналогам [13] с последующим применением алгоритмов предиктивной аналитики.

На основе накопленных статистических данных об объекте (блок I, рис.1) формируются зависимости с использованием стохастических методов обработки информации. Используя сложившиеся методы описания технических систем и функциональное описание системы зададимся формальным пространством с множеством входных факторов.

Особенность: физические модели и «идеализированные функции» малоприменимы без увеличения численности параметров и объёма факторов по оси времени. В связи с этим необходимо редуцировать статистические данные для их использования. Произведённое преобразование числовой информации, полученной эмпирическим или экспериментальным путём, в упорядоченную и упрощённую форму позволяет в последующем применять для обработки данных простые нейронные сети.

Описание процесса функционирования системы теплоснабжения в таком случае может рассматриваться как «чёрный ящик», поскольку сложно математически описать с достаточной точностью и достоверностью все процессы, происходящие в системе. Такого рода системы традиционно настраиваются на основе упрощённых моделей искусственных нейронных сетей (ИНС), опирающихся на статистические данные наблюдений, проводимых на действующем объекте.

Применение упрощённых ИНС является в данном случае преимуществом. Такой подход имеет несколько положительных моментов:

1. Позволяет выполнять расчёты без применения сложных моделей, а значит более доступен на практике.
2. Относительно простые модели требуют менее мощных аппаратных мощностей и позволяют произвести обучения ИНС в более короткие сроки.
3. Применение простых конфигураций позволяет отказаться от применения специализированного дорогостоящего по в пользу открытых пакетов, использующих наиболее распространённые модели искусственных нейронных сетей.

Анализ полносвязных моделей показывает, что оптимальной являются конфигурации моделей с тремя скрытыми слоями: они достигают лучших результатов, при этом не проигрывая во времени более простым моделям с меньшим числом скрытых слоёв [14]. Характеристики двух моделей, MLP-d32relu-d32relu-mse-8, достигшей лучшей точности на валидационном множестве, и MLP-d512relu-d32relu-d32relu-mse-8 (лучшей на тестовом множестве), приведены в табл. 1.

Характеристики лучших моделей, обученных на наборе данных с сдвигом, удалением и стандартизированной оценкой

табл. 1

Модель	MLP-d32relu-d32relu-mse-8	MLP-d512relu-d32relu-d32relu-mse-8
Время обучения, с	40,17	24,37
Количество эпох обучения	238	96
Batch	64	64
MAE* (обучающая выборка)	20,57	18,94
MSE** (обучающая выборка)	1185,27	1029,07
MAE* (валидационная выборка)	16,26	16,63
MSE** (валидационная выборка)	911,17	979,67
MAE* (тестовая выборка)	15,63	14,90
MSE** (тестовая выборка)	706,81	672,94

* Функция MAE (Mean Absolute Error, средняя абсолютная ошибка) — функция потерь, измеряющая среднее абсолютное отклонение между предсказанными и истинными значениями [MAE менее чувствительна к «выбросам» в данных, чем MSE, что делает её полезной для задач регрессии, где необходимо обеспечить стабильность модели и снизить влияние редких или аномальных значений]. ** Функция MSE (Mean Squared Error, среднеквадратическая ошибка) — стандартная функция потерь для задач регрессии, которая измеряет среднее значение квадратов разностей между фактическими и прогнозируемыми значениями модели [MSE вычисляет квадрат разницы между каждым прогнозом и истинным значением, а затем усредняет полученные значения, чтобы получить общую ошибку, и направляет модель на минимизацию квадратичных отклонений, делая её чувствительной к «выбросам» данных]. Функции потерь являются важной частью моделей машинного обучения. Эти функции показывают, насколько сильно предсказанный моделью результат отличается от фактического.

В качестве наиболее показательного режима системы отопления объекта при достаточно резком изменении температуры наружного воздуха примем три дня в период с 8 по 11 января 2023 года.

Поскольку данные с приборов учёта снимаются ежесуточно, то для проведения детализированных расчётов помимо «идеализированных» функций объекта целесообразно выполнить моделирование объекта. Поскольку точность и достоверность результатов применения многофакторного регрессионного анализа существенно зависит от качества входных данных, то использование этого подхода связано с необходимостью введения дополнительной методологической погрешности.

Наименьшую погрешность на тестовой выборке имеет вторая рассматриваемая модель, имеющая три слоя по 64 нейрона, функцию потерь MAE и количество эпох обучения — 96. Очевидно, что точность регулирования и комфорт в здании, оборудованном индивидуальным тепловым пунктом (ИТП), являются важными характеристиками системы АСУ. Однако настройка ИТП производилась давно, и фактические теплотехнические характеристики объекта могли подвергнуться значительному разнонаправленному дрейфу по различным причинам: зарастание труб и теплообменных поверхностей, дрейф точности контрольно-измерительных приборов полевого уровня, ремонт или модернизация участков системы и пр. ●

1. Государственная программа Российской Федерации «Развитие энергетики» [Электр. текст]. Минэнерго России. Режим доступа: minenergo.gov.ru. Дата обращения: 15.06.2025.
2. Стратегия цифровой трансформации в электроэнергетике [Электр. текст]. Ассоциация «Цифровая энергетика». Режим доступа: digital-energy.ru. Дата обращения: 15.06.2025.
3. Барышников А.А., Куприянов А.С., Скоробогатов М.Э. Анализ технологий Radio-Frequency Identification (RFID) и Near Field Communication (NFC) для автоматизации складской деятельности производства // Молодая наука Сибири, 2023. №3. С. 104–111.
4. IС ERP Энергетика 2 — обзор и описание основных возможностей [Электр. текст]. ООО «Вератис». Режим доступа: veratis.ru. Дата обращения: 15.06.2025.
5. Пашенко Ф.Ф., Андрушин К.А., Проталинский И.О., Ягупова Ю.Ю., Галеев И.А. Алгоритмизация методов оценки технического состояния оборудования и анализ результатов внедрения на предприятиях энергетической отрасли // Датчики и системы, 2023. №6. С. 74–77.
6. Симонов Н.С., Ивнев Н.Н. Опыт и перспективы применения искусственных нейронных сетей в электроэнергетике // Электроэнергетика. Передача и распределение, 2019. №4(15) [спецвыпуск]. С. 42–48.
7. Андрушин А.В., Аракелян Э.К., Неклюдов А.В., Долбова Н.С., Ягупова Ю.Ю. Выбор генерирующего оборудования ТЭС при выходе на рынок электроэнергии с учётом надёжности // Математические методы в технологиях и технике, 2023. №7. С. 18–22.
8. Контроль станков с ЧПУ, камеры и дистанционный мониторинг [Электр. текст]. Завод AXIS. Режим доступа: axissteel.ru. Дата обращения: 15.06.2025.
9. В НИУ «МЭИ» разработали отечественный цифровой двойник турбогенератора для предотвращения аварийных ситуаций [Электр. текст]. НИУ «МЭИ» от 18.10.2023. Режим доступа: mpei.ru. Дата обращения: 15.06.2025.
10. СП 50.13330.2012. Тепловая защита зданий. Актуализ. ред. СНиП 23-02-2003 / Дата введ.: 01.07.2013.
11. Пикина Г.А., Суслов Д.М. Метод отрицательной корреляции как эффективное средство обработки эксперимента по определению частотных характеристик объекта // Вестник МЭИ, 2024. №2. С. 126–133.
12. Пикина Г.А., Пашенко Ф.Ф., Пашенко А.Ф., Косой А.А. Решение ряда теоретико-прикладных проблем вариационных методов оптимального управления // Датчики и системы, 2023. №6. С. 3–10.
13. Гужов С.В. Об объединении детерминированного и стохастического подходов при прогнозировании теплового баланса здания для занятий водными видами спорта // Известия вузов. Проблемы энергетики, 2020. Т. 22. №1. С. 103–112.
14. Варшавский П.Р., Гужов С.В., Сесин А.А., Башлыков М.С. Разработка программных средств для расчёта и прогнозирования интегрального индекса системы теплоснабжения типовых зданий на основе нейросетевых методов // Вестник МЭИ, 2024. №1. С. 138–146.

References — see page 80.