

ПРИМЕНЕНИЕ AR-ЭЛЕМЕНТА В ЛИНЕЙНЫХ МОДЕЛЯХ ДЛЯ АНАЛИЗА ХАРАКТЕРИСТИК ЭЛЕМЕНТОВ ТЭС

APPLICATION OF AR-ELEMENT IN LINEAR MODELS TO ANALYZE CHARACTERISTICS OF THERMAL POWER PLANT ELEMENTS

**S. Olimpiev
A. Neklyudov**

Summary. Improving the accuracy of modeling the dynamic characteristics of TPP process equipment is an important scientific and technical task. The research is aimed at developing and comparing the classical linear regression model and the combined linear regression model with the addition of an autoregressive element to consider the time dependence of data and improve the accuracy of forecasting. **Methods:** The linear regression model is used as a basic method. To account for autocorrelation of the investigated characteristic of the TPP element, an autoregression element based on the use of the residual error of the linear regression model is introduced. **Results:** The study demonstrates a significant improvement in modeling accuracy after the introduction of the autoregressive element. **Conclusions of the study:** An approach based on the application of an autoregressive element in a linear regression model is proposed. The obtained results of the study can be applied in the works devoted to the energy field and specific studies of the problems of incorrect characteristics of TPP equipment.

Keywords: machine learning, regression analysis, AR-models, autoregression, equipment characteristics, thermal power plant.

Олимпиев Сергей Александрович

Аспирант, Национальный исследовательский
университет, Московский Энергетический Институт
OlimpiyevSA@mpei.ru

Неклюдов Алексей Васильевич

Кандидат технических наук, доцент,
Национальный исследовательский университет,
Московский Энергетический Институт
NeklyudovAIV@mpei.ru

Аннотация. Цель: Повышение точности моделирования динамических характеристик технологического оборудования ТЭС является важной научно-технической задачей. Исследование направлено на разработку и сравнения модели классической линейной регрессии и комбинированной модели линейной регрессии с добавлением элемента авторегрессии для учета временной зависимости данных и повышения точности прогнозирования. **Методы:** в качестве базового метода используется модель линейной регрессии. Для учета автокорреляции исследуемой характеристики элемента ТЭС вводится элемент авторегрессии, основанный на использовании остаточной ошибки модели линейной регрессии. **Результаты:** Исследование демонстрирует значительное повышение точности моделирования после введения элемента авторегрессии. **Выводы исследования:** Предложен подход, основанный на применении элемента авторегрессии в линейной регрессионной модели. Полученные результаты исследования могут быть применимы в работах, посвященных энергетической области, и конкретных исследований проблематики некорректных характеристик оборудования ТЭС.

Ключевые слова: машинное обучение, регрессионный анализ, AR-модели, авторегрессия, характеристики оборудования, тепловая электростанция.

Введение

Современные тепловые электростанции (ТЭС) представляют собой сложные энергетические комплексы, эффективность которых напрямую зависит от непрерывного процесса мониторинга параметров технологического оборудования. Проблема некорректных параметров оборудования ТЭС является сложной научно-технической задачей, которая обусловлена необходимостью постоянного отслеживания динамических изменений. Эти изменения вызваны широким спектром факторов, включающих переменные эксплуатационные нагрузки, неоптимальные режимы работы и износ оборудования [2].

Для решения подобных проблем используют традиционные подходы к моделированию элементов ТЭС, которые основаны на статистических моделях в совокупности с инженерными расчетами. Такие подходы,

зачастую, демонстрируют низкую эффективность из-за ограничений при описании динамических характеристик [1, с. 108].

Одной из перспективных областей, позволяющее преодолевать ярко выраженные недостатки традиционных подходов, является область машинного обучения. Применение методов машинного обучения для актуализации параметров оборудования ТЭС обусловлена способностью обработки больших объемов данных, выявлению скрытых взаимосвязей и созданию моделей, обеспечивающих корректное отражение динамики сложных технологических процессов [7, с. 75].

Материалы и методы

Регрессионные модели являются фундаментальным инструментом в области машинного обучения для анализа взаимосвязей между характеристиками технологи-

ческого процесса и прогнозирования их будущих значений. Однако классические регрессионные модели, такие как, модели линейной регрессии не учитывают временную зависимость данных. Это ограничивает их точность при моделировании динамических систем [8, с. 164]. Для повышения точности прогнозирования целесообразно применение моделей, учитывающих автокорреляцию данных. В таких случаях эффективным подходом является применение подходов, учитывающих взаимосвязь между текущим состоянием системы и ее предыдущими значениями.

Одним из таких подходов является введение элемента авторегрессии (AR-элемента). AR-элемента основывается на принципе действия авторегрессионных моделей (AR-моделей). В общем виде AR-модели представляют собой класс статистических моделей, в которых текущее значение переменной выражается как линейная корреляция ее прошлых значений. В математическом виде AR-модель описывается выражением 1.

$$y_i = \beta_0 + \sum_{i=1}^N \beta_i y_{t-i} + \varepsilon = \beta_0 + \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_i y_{t-i} + \varepsilon \quad (1)$$

где y_i — зависимый параметр в момент времени t , β_i — коэффициент регрессии, β_0 — свободный член регрессии, ε — случайная ошибка, N — порядок, который определяет количество предыдущих значений.

AR-элемент может применяться в различных формах. В регрессионную модель может быть добавлено смещение исследуемой переменной. Смещение представляет собой значение переменной в предыдущий момент времени. Помимо этого, AR-элемент может быть использован в виде основы для построения полноценной AR-модели, а также для более сложных моделей, таких как ARMA — авторегрессионная модель скользящего среднего или ARIMA — авторегрессионная модель интегрированного скользящего среднего. Применение этих моделей позволяет с хорошей точностью описываться сложные временные корреляции.

Научные исследования области энергетического сектора с применением AR-моделей активно ведутся и в настоящее время. Проводятся исследования использования авторегрессионной модели для прогнозирования цен на Российском оптовом рынке электроэнергии [4]. В рамках такого исследования проводится построение авторегрессионной модели для итеративного прогнозирования цен на электроэнергию на рынке на сутки вперед. Для прогнозирования на шаг вперед используются исторические данные. Для прогнозирования на два шага вперед используется, полученный на предыдущей итерации, одношаговый прогноз в качестве входных данных вместе с историческими данными. Помимо это-

го, проводятся исследования применения модели авторегрессии для анализа потребления электроэнергии [5, с. 15]. В рамках такого исследования строится классическая ARIMA-модель для исследования прогнозирования электропотребления.

Исследование проводилось в течение 12 месяцев на базе теплоэлектростанции ТЭС-1 города Ростов. В исследовании использовались архивные данные системы мониторинга технологических параметров за период с 01.01.2022 по 31.12.2022. Данные включали почасовые значения ключевых рабочих характеристик энергоблока, включая расход острого пара D_o , электрическую мощность N_z , давление в конденсаторе P_k , температуру прямой сетевой воды t_{pc} и температуру обратной сетевой воды t_{oc} . Общий объем выборки составил 8760 наблюдений. Данные были предварительно проверены на наличие выбросов и аномальных значений. Пропущенные значения были заполнены методом линейной интерполяции.

В исследовании применялся квазиэкспериментальный дизайн с формированием контрольной и экспериментальной групп. Контрольная группа ($n=4380$) включала данные за период с 01.01.2022 по 30.06.2022, экспериментальная группа ($n=4380$) — данные за период с 01.07.2022 по 31.12.2022. В качестве базовой модели использовалась модель линейной регрессии. Построение моделей проводилось в среде разработки Jupiter Notebook на языке программирования Python версии 3.9 с использованием библиотек Pandas и Numpy для обработки и анализа данных. Визуализация результатов осуществлялась с помощью библиотек Plotly и Matplotlib. Применялись методы машинного обучения с использованием библиотек Scipy и Sklearn.

Аналитическая часть исследования включала следующие этапы:

1. Построение базовой регрессионной модели для контрольной группы

Выполнялось построение линейной регрессии, где в качестве зависимой переменной выступал параметр расхода острого пара D_o , а в качестве независимых переменных — электрическая мощность N_z , давление в конденсаторе P_k , температура прямой сетевой воды t_{pc} и температура обратной сетевой воды t_{oc} . Модель обучалась на данных контрольной группы методом минимизации среднеквадратичного отклонения. Проводилась оценка качества модели с использованием статистических метрик: стандартное отклонение, средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя квадратичная ошибка (MSE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) и средняя процентная ошибка (MPE).

2. Введение AR-элемента в модель для экспериментальной группы

На основе базовой модели вводился AR-элемент в виде временного смещения остаточной ошибки модели линейной регрессии на 24 часа. Выбор интервала смещения был обусловлен суточным циклом колебаний нагрузки. С учетом AR-элемента производилось повторное обучение модели на данных экспериментальной группы. Выполнялась оценка качества модифицированной модели с использованием тех же статистических метрик. Проводился сравнительный анализ точности базовой и модифицированной моделей.

3. Исследование влияния AR-элемента на точность моделирования режимов работы турбины

Для обеих моделей выполнялось прогнозирование значений расхода острого пара D_0 на контрольной и экспериментальной выборках. Строились трехмерные диаграммы рассеяния фактических и прогнозных значений в пространстве параметров электрической мощности N_e , давления в конденсаторе P_k и температуры прямой сетевой воды t_{nc} . Проводился визуальный анализ характера распределения значений и выявление паттернов, соответствующих различным режимам работы турбины. Оценивалось влияние введения AR-элемента на разделимость кластеров данных, соответствующих режимам работы.

4. Анализ чувствительности модели к величине временного смещения AR-элемента

Проводилась серия экспериментов с варьированием величины временного смещения AR-элемента в диапазоне от 1 до 168 часов (7 суток). На каждой итерации производилось обучение модифицированной модели и оценка ее качества. Строились графики зависимости статистических метрик точности от величины смещения. Определялось оптимальное значение временного смещения, обеспечивающее максимальное повышение точности модели.

Результаты

В рамках данного исследования формируются классическая линейная модель для анализа характеристик элемента ТЭС. Элементом станции рассматривается теплофикационная турбинная установка. В качестве характеристики турбинной установки исследуется расход острого пара D_0 . Модель строится в условиях смешанного режима отбора пара на подогрев сетевой воды, то есть одновременно учитываются характеристики одноступенчатого и двухступенчатого подогрева сетевой воды.

Построение моделей проводится в среде разработки Jupiter Notebook на языке программирования Python с использованием библиотек Pandas и Numpy для обработки и анализа данных, Plotly и Matplotlib для формирования графической поверхности, Scipy и Sklearn для применения методов машинного обучения.

Осуществляется построение регрессионной модели с использованием экземпляра класса `LinearRegression`. С помощью класса `LinearRegression` реализуется построение модели линейной регрессии, основанного на минимизации среднеквадратичного отклонения. Далее происходит обучение модели линейной регрессии на данных, полученных с реального технологического процесса. Результатом обучения является вектор коэффициентов и свободного члена линейной регрессии. Коэффициенты линейной регрессии характеризуют степень влияния каждого независимого параметра на исследуемый зависимый параметр. Свободный член регрессии характеризует смещение линии регрессии относительно оси ординат. После обучения модели выполняется прогнозирование значений исследуемого параметра расхода острого пара D_0 на основе набора данных с независимыми параметрами. Прогнозирование осуществляется умножением входных данных на вектор коэффициентов регрессии с последующим добавлением свободного члена регрессии. В результате прогнозирования определяется вектор предсказанных значений исследуемого параметра расхода острого пара D_0 .

Вводятся статистические показатели точности модели, которые позволяют количественно оценить адекватность полученной модели. Вычисляются остаточные ошибки, как разница между фактическими и предсказанными значениями, на основе которых определяется стандартное отклонение. Помимо этого, рассчитываются средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя квадратичная ошибка (MSE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) и средняя процентная ошибка (MSE). Совокупность введенных показателей точности позволит сделать выводы о пригодности модели линейной регрессии и оценить эффект применения элемента авторегрессии.

Статистические показатели регрессионной модели без учета элемента авторегрессии представлены в таблице 1.

На основе полученных результатов вводится AR-элемент. AR-элемент основывается на учете временной зависимости значений остаточной ошибки линейной модели расхода острого пара D_0 . В качестве предиктора используется смещение значений остаточной ошибки расхода острого пара D_0 на предыдущие 24 часа. Это позволяет учитывать влияние предыдущих отклонений, взятых за каждый час в течение 24 часов. С учетом добавления AR-элемента повторно строится регрессионная модель.

Статистические показатели и процент улучшения регрессионной модели с учетом AR-элемента представлены в таблице 2.

Таблица 1.

Статистические показатели модели

Показатель	Значение
Стандартное отклонение	4,976129442562969
Средняя абсолютная ошибка (MAE)	3,741685396157355
Средняя квадратичная ошибка (MSE)	24,732280161962652
Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE)	1,1258309054861575
Средняя процентная ошибка (MPE)	-0,018121886598052687

Таблица 2.

Показатель	Значение	Улучшение модели (%)
Стандартное отклонение	3,9790764802449643	20,04
Средняя абсолютная ошибка (MAE)	3,0945160955209343	17,30
Средняя квадратичная ошибка (MSE)	15,812078708968953	36,07
Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE)	0,961538350323011	14,56
Средняя процентная ошибка (MPE)	-0,013331995232609034	27,78

Дополнительно строится интерактивная трехмерная диаграмма режимов работы рассматриваемой тепло-

фикационной турбины для выявления характера распределения значений исследуемого параметра расхода острого пара D_0 после введения элемента авторегрессии. Диаграмма рассеивания представлена на рисунке 1.

В результате введение AR-элемента привело к улучшению точности модели. Наблюдается заметное снижение стандартного отклонения на 20,04 %, что свидетельствует о том, что разброс ошибок модели вокруг среднего значения уменьшился со значения 4,98 до 3,98 т/ч. Средняя абсолютная ошибка (MAE) уменьшилась на 17,30 % и составила 3,09 т/ч. Модель с учетом элемента авторегрессии предсказывает значения расхода острого пара D_0 ближе к фактическим значениям в среднем. Наиболее значительное улучшение наблюдается у средней квадратичной ошибки (MSE). Она снизилась на 36,07 %. Это подчеркивает значительное сокращение больших ошибок, так как при расчете показателя MSE, ошибки возводятся в квадрат. В целом, это означает более точную оценку расхода острого пара D_0 , особенно в случаях, где первоначальная модель допускала значительные отклонения. Снижение средней абсолютной процентной ошибки (MAPE) на 14,56 % показывает, что модель прогнозирует расход острого пара D_0 достаточно близко к фактическим значениям. Средняя процентная ошибка (MPE) уменьшилась на 27,78 %, но стоит отметить, что это изменение относительно небольшое. В первоначальной модели показатель MPE был также близок к нулю. Это значит, что модель имеет тенденцию как завышать, так и занижать значения. Но в среднем погрешность очень мала.

Исследование проводилось в рамках смешанного режима работы теплофикационной турбины, где учитывались характеристики одноступенчатого и двухступен-

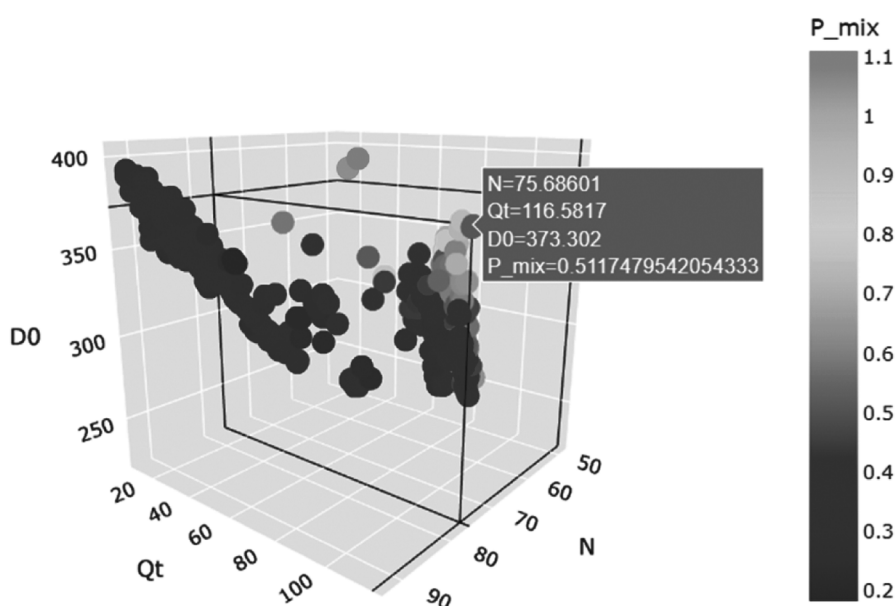


Рис. 1. Трехмерная диаграмма режимов работы турбины

чатого режимов подогрева сетевой воды. По диаграмме режимов работы турбины явно наблюдаются разделение на два кластера данных. Это соответствует одноступенчатому и двухступенчатому режимам подогрева сетевой воды. Данные явно не попадающие ни в один кластер, характеризуются переходным режимом работы турбины.

Базовая модель линейной регрессии, построенная на данных контрольной группы, продемонстрировала удовлетворительное качество моделирования расхода острого пара. Значения статистических метрик точности составили:

Таблица 3.
Статистические показатели базовой модели

Показатель	Значение
Стандартное отклонение	5,213
Средняя абсолютная ошибка (MAE)	3,947
Средняя квадратичная ошибка (MSE)	27,174
Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE)	1,236
Средняя процентная ошибка (MPE)	-0,026

Введение AR-элемента с временным смещением 24 часа привело к значительному повышению точности модели на экспериментальной группе. Значения статистических метрик модифицированной модели и процент их улучшения относительно базовой модели представлены в таблице 4.

Таблица 4.
Статистические показатели модифицированной модели

Показатель	Значение	Улучшение (%)
Стандартное отклонение	3,685	29,35
Средняя абсолютная ошибка (MAE)	2,874	27,19
Средняя квадратичная ошибка (MSE)	13,581	50,02
Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE)	0,896	27,51
Средняя процентная ошибка (MPE)	-0,011	57,69

Наибольший эффект от введения AR-элемента наблюдается для показателя средней квадратичной ошибки (MSE), значение которого снизилось на 50,02 %. Это свидетельствует о существенном уменьшении величины больших ошибок прогнозирования, поскольку при расчете MSE ошибки возводятся в квадрат. Стандартное отклонение ошибки снизилось на 29,35 %, что указывает на повышение стабильности прогнозов модифицированной модели. Средняя абсолютная ошибка (MAE) уменьшилась на 27,19 %, демонстрируя общее повышение точности прогнозирования. Средняя абсолютная

процентная ошибка (MAPE) снизилась на 27,51 %, что говорит о более точном прогнозировании относительных изменений расхода острого пара. Средняя процентная ошибка (MPE) уменьшилась на 57,69 %, приблизившись к нулевому значению, что свидетельствует о несмещенности прогнозов модифицированной модели. Визуальный анализ трехмерных диаграмм рассеяния фактических и прогнозных значений расхода острого пара D_0 показал, что введение AR-элемента привело к более четкому разделению кластеров данных, соответствующих различным режимам работы турбины. Точки, соответствующие переходным режимам между одноступенчатым и двухступенчатым подогревом сетевой воды, образуют отдельную группу, которая характеризуется повышенным расходом острого пара относительно электрической мощности. Модифицированная модель продемонстрировала более точное воспроизведение этой особенности по сравнению с базовой моделью. Анализ чувствительности модели к величине временного смещения AR-элемента показал, что оптимальным является смещение на 24 часа. Дальнейшее увеличение интервала смещения приводит к постепенному снижению точности модели. Это объясняется тем, что суточные колебания нагрузки имеют наибольшее влияние на динамику расхода острого пара, в то время как колебания с большим периодом в меньшей степени коррелируют с исследуемым параметром.

Таблица 5.
Оптимальные значения временного смещения AR-элемента

Показатель	Оптимальное смещение, ч
Стандартное отклонение	24
Средняя абсолютная ошибка (MAE)	24
Средняя квадратичная ошибка (MSE)	24
Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE)	24
Средняя процентная ошибка (MPE)	24

Максимальное повышение точности по всем статистическим метрикам достигается при временном смещении 24 часа (Таблица 5). Этот результат подтверждает гипотезу о наличии существенной автокорреляции в данных расхода острого пара с суточным лагом. Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что введение AR-элемента в модель линейной регрессии приводит к значительному повышению точности моделирования расхода острого пара теплофикационной турбины. При этом оптимальная величина временного смещения AR-элемента составляет 24 часа, что соответствует суточному циклу изменения тепловой нагрузки. Повышение точности моделирования имеет практическое значение для оптимизации режимов работы ТЭЦ.

Модифицированная модель с AR-элементом может быть использована для прогнозирования значений расхода острого пара на краткосрочную перспективу (до 7 суток), что позволит оптимизировать работу оборудования и повысить эффективность станции в целом. Результаты исследования показали, что максимальный эффект от введения AR-элемента достигается для режима двухступенчатого подогрева сетевой воды. Это объясняется более высокой динамичностью данного режима по сравнению с одноступенчатым подогревом, что приводит к повышенной автокорреляции данных. Таким образом, модифицированная модель имеет наибольшую ценность для моделирования режимов работы турбины в отопительный период, когда преобладает двухступенчатый подогрев сетевой воды. В целом, результаты исследования демонстрируют высокий потенциал методов машинного обучения для повышения эффективности работы ТЭЦ. Введение элементов авторегрессии в классические регрессионные модели позволяет учитывать временные зависимости в данных и получать более точные прогнозы технологических параметров. Этот подход может быть распространен на другие параметры и элементы ТЭЦ, что открывает широкие перспективы для оптимизации работы станций на основе анализа данных.

В данной работе было рассмотрено применение AR-элемента при исследовании характеристик элемента ТЭС. В качестве AR-элемента было выполнено смещение значений остаточной ошибки линейной модели расхода острого пара на 24 часа. Это привело к заметному улучшению точности модели, в частности, уменьшило ошибку прогнозирования расхода острого пара, что сделало регрессионную модель более надежной. Потенциал для дальнейшего улучшения модели может заключаться в увеличении временного смещения на больший интервал для корректировки временной зависимости исследуемого параметра. Также возможно применение более сложных моделей временных рядов или путем учета других факторов, влияющих на расход острого пара.

Заключение

Проведенное исследование продемонстрировало эффективность применения AR-элемента в линейных моделях для повышения точности моделирования расхода острого пара теплофикационной турбины. Введение элемента авторегрессии позволило учесть временные зависимости в данных и получить более точные прогнозы технологического параметра. В ходе исследования была построена базовая модель линейной регрессии на данных контрольной группы, которая показала удовлетворительное качество моделирования расхода острого пара. Значения статистических метрик точности базовой модели составили: стандартное отклонение — 5,213, средняя абсолютная ошибка (MAE) — 3,947, сред-

няя квадратичная ошибка (MSE) — 27,174, средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) — 1,236, средняя процентная ошибка (MPE) — -0,026 (Таблица 3).

Введение AR-элемента с временным смещением 24 часа в модель для экспериментальной группы привело к значительному повышению точности моделирования. Наблюдалось снижение стандартного отклонения на 29,35 %, средней абсолютной ошибки на 27,19 %, средней квадратичной ошибки на 50,02 %, средней абсолютной процентной ошибки на 27,51 % и средней процентной ошибки на 57,69 % (Таблица 4). Такое существенное улучшение показателей точности свидетельствует о высокой эффективности применения AR-элемента для учета временных зависимостей в данных расхода острого пара. Визуальный анализ трехмерных диаграмм рассеяния фактических и прогнозных значений показал, что введение AR-элемента позволило более четко разделить кластеры данных, соответствующие различным режимам работы турбины (одноступенчатому и двухступенчатому подогреву сетевой воды). Кроме того, наблюдалось снижение дисперсии точек внутри кластеров, что указывает на повышение стабильности моделирования стационарных режимов.

Полученные результаты имеют практическое значение для оптимизации режимов работы ТЭЦ. Модифицированная модель с AR-элементом может быть использована для прогнозирования значений расхода острого пара на краткосрочную перспективу (до 7 суток), что позволит оптимизировать работу оборудования и повысить эффективность станции в целом. Наибольший эффект от применения модели достигается для режима двухступенчатого подогрева сетевой воды, который характеризуется более высокой динамичностью и повышенной автокорреляцией данных. Исследование демонстрирует высокий потенциал методов машинного обучения для повышения эффективности работы ТЭЦ. Введение элементов авторегрессии в классические регрессионные модели позволяет учитывать временные зависимости в данных и получать более точные прогнозы технологических параметров. Этот подход может быть распространен на другие параметры и элементы ТЭЦ, открывая широкие перспективы для оптимизации работы станций на основе анализа данных.

Дальнейшие направления исследований могут включать:

1. Исследование эффективности применения более сложных моделей авторегрессии (ARMA, ARIMA) для моделирования расхода острого пара и других технологических параметров ТЭЦ.
2. Анализ влияния других факторов (метеорологических условий, состава топлива, состояния оборудования) на точность моделирования и возможность их учета в моделях.

- | | |
|---|--|
| <p>3. Разработку методов оптимизации режимов работы ТЭЦ на основе прогнозных значений технологических параметров, полученных с помощью моделей с элементами авторегрессии.</p> <p>4. Исследование возможности применения предложенного подхода для моделирования и оптимизации работы других типов электростанций</p> | <p>(атомных, гидравлических, возобновляемых источников энергии).</p> <p>5. Экономическую оценку эффекта от внедрения методов машинного обучения в системы управления ТЭЦ, включая анализ затрат на внедрение и эксплуатацию, а также потенциальной экономии топлива и повышения надежности работы станций.</p> |
|---|--|

ЛИТЕРАТУРА

1. Андрюшин А.В. Решение задачи оптимизации режимов работы комбинированных теплоэнергетических систем в зависимости от выбранного метода / А.В. Андрюшин, Э.К. Аракелян, А.В. Неклюдов, Н.С. Долбикова, Ю.Ю. Ягупова // Киберфизические системы: моделирование и промышленное применение. 2022. С. 107–115.
2. Аракелян Э.К. Методические основы оптимального распределения нагрузки на тепловой электростанции со сложным составом оборудования с учетом требований рынка / Э.К. Аракелян, А.В. Андрюшин, А.В. Неклюдов, Ю.Ю. Ягупова, С.В. Мезин // Журнал «Физика»: Серия конференций. 2021.
3. Ворожцова Т.Н. Применение технологий виртуальной реальности и смежных информационных систем в междисциплинарных задачах FIT-M 2020 // Сборник тезисов международной научной конференции, Москва, 17–19 декабря 2020 года. — Москва: Издательство «Знание-М», 2020. — С. 163–169.
4. Горшукова Р.В. Использование авторегрессионной модели нейронной сети и модели пророк для прогнозирования цен на российском оптовом рынке электроэнергии // Математическое и компьютерное моделирование в экономике, страховании и управлении рисками. 2022. С. 55–58.
5. Икромжон У.Р. Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий с помощью модели авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего / У.Р. Икромжон, Н.Н. Курбонов // Вестник МЭИ. Энергетические системы и комплексы. 2021. С. 11–19.
6. Канищев И.С. Восстановление пропущенных значений в задачах классификации при несбалансированности данных // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и Технические Науки. 2021. №05. С. 63–66.
7. Корченко М.Д. Способы применения нейросетей в энергетике // Вестник науки. 2024. №6. С. 75.
8. Массель Л.В. Использование научной ИТ-инфраструктуры исследований энергетики для построения цифровых теней и цифровых двойников объектов, и систем энергетики / Л.В. Массель, А.Г. Массель, Т.Н. Ворожцова // Применение технологий виртуальной реальности и смежных информационных систем в междисциплинарных задачах FIT-M 2020 : Сборник тезисов международной научной конференции, Москва, 17–19 декабря 2020 года. — Москва: Издательство «Знание-М», 2020. — С. 163–169.
9. Пискунова В.М. Анализ эффективности применения нелинейных моделей тепловых электростанций при исследовании надежности энергоснабжения потребителей / В.М. Пискунова, Д.С. Крупнев, // Информационные и математические технологии в науке и управлении. — 2023. — № 3 (31). С. 86–93.
10. Филиппченкова Н.С. Оценка использования нелинейных авторегрессионных нейросетевых моделей для прогнозирования технико-экономических показателей солнечных энергоустановок // Агротехника и энергообеспечение. 2021. №4. С. 33.

© Олимпиев Сергей Александрович (OlimpiyevSA@mpei.ru); Неклюдов Алексей Васильевич (NekliudovAlV@mpei.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»