

Торайғыров университетінің хабаршысы
ҒЫЛЫМИ ЖУРНАЛЫ

НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ
Вестник Торайғыров университета

Торайғыров университетінің ХАБАРШЫСЫ

Энергетикалық сериясы
1997 жылдан бастап шығады



ВЕСТНИК Торайғыров университета

Энергетическая серия
Издается с 1997 года

ISSN 2710-3420

№ 3 (2025)

ПАВЛОДАР

НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ
Вестник Торайгыров университета

Энергетическая серия
выходит 4 раза в год

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о постановке на переучет периодического печатного издания,
информационного агентства и сетевого издания

№ 14310-Ж

выдано

Министерство информации и общественного развития
Республики Казахстан

Тематическая направленность

публикация материалов в области электроэнергетики,
электротехнологии, автоматизации, автоматизированных и
информационных систем, электромеханики и теплоэнергетики

Подписной индекс – 76136

<https://doi.org/10.48081/TPDW7598>

Бас редакторы – главный редактор

Талипов О. М.

доктор PhD, ассоц. профессор (доцент)

Заместитель главного редактора

Калтаев А.Г., *доктор PhD*

Ответственный секретарь

Сағындық Ә.Б., *доктор PhD*

Редакция алқасы – Редакционная коллегия

Клецель М. Я.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Никифоров А. С.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Новожилов А. Н.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Никитин К. И.,	<i>д.т.н., профессор (Российская Федерация)</i>
Алиферов А. И.,	<i>д.т.н., профессор (Российская Федерация)</i>
Кошеков К. Т.,	<i>д.т.н., профессор</i>
Приходько Е. В.,	<i>к.т.н., профессор</i>
Кислов А. П.,	<i>к.т.н., доцент</i>
Нефтисов А. В.,	<i>доктор PhD</i>
	<i>технический редактор</i>

За достоверность материалов и рекламы ответственность несут авторы и рекламодатели

Редакция оставляет за собой право на отклонение материалов

При использовании материалов журнала ссылка на «Вестник Торайгыров университета» обязательна

© Торайгыров университет

<https://doi.org/10.48081/HBCD6361>**А. Е. Карманов¹, *Н. Ә. Уахит², А. М. Парамонов³**^{1,2}Торайғыров университет, Республика Казахстан, г. Павлодар;³Омский Государственный Технический университет,
Российская Федерация, г. Омск.¹ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7512-0275>²ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1626-2895>³ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-9271-2744>*e-mail: nauryzmc@gmail.com

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УДЕЛЬНОГО ЭЛЕКТРИЧЕСКОГО СОПРОТИВЛЕНИЯ ПРОКАЛЕННОГО НЕФТЯНОГО КОКСА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Прокалка нефтяного кокса является ключевым процессом для формирования его товарных свойств, необходимых в алюминиевой промышленности, где удельное электрическое сопротивление (УЭС) существенно влияет на эффективность производства. Цель исследования заключалась в разработке метода прогнозирования УЭС прокаленного нефтяного кокса с использованием искусственного интеллекта для оптимизации режима работы печи и повышения качества продукции. В работе применялись лабораторные испытания в муфельной печи при температурах 900–1300 °С с измерением УЭС, а также методы машинного обучения, реализованные в языке программирования Python. Для обучения модели глубоких нейронных сетей использовались производственные данные. Установлена обратная зависимость УЭС от температуры прокалки: минимальное значение УЭС (459 мкОм·м) достигнуто при 1380 °С, что связано с графитизацией структуры кокса. Разработанная модель продемонстрировала потенциал для прогнозирования УЭС с метриками качества $R^2 = 0,152$ и $MAE = 10,729$ мкОм·м. Исследование подтвердило возможность применения искусственного интеллекта для контроля качества кокса, что способствует снижению энергозатрат и брака. Научная новизна работы заключается в

адаптации глубоких нейронных сетей к задаче прогнозирования УЭС нефтяного кокса, а практическая значимость – в возможности интеграции модели в системы управления печами для оперативной корректировки технологического процесса.

Ключевые слова: нефтяной кокс, удельное электрическое сопротивление, искусственный интеллект, глубокие нейронные сети, машинное обучение.

Введение

Нефтяной кокс – это общее обозначение твердых продуктов глубокой переработки нефти, преимущественно состоящих из углерода [1]. Он служит основным сырьем для изготовления анодов в алюминиевой промышленности, где его свойства, такие как удельное электрическое сопротивление (УЭС) и истинная плотность, существенно влияют на эффективность электролитического производства первичного алюминия [2]. Качество прокаленного нефтяного кокса в значительной степени определяется характеристиками исходной нефти, поступающей на нефтеперерабатывающие заводы, а также условиями получения сырого кокса на установках замедленного коксования [3]. Такие немаловажные показатели как содержание серы и других примесей, что являются химическими параметрами продукции. Действительная плотность и удельное электросопротивление, являющиеся физическими параметрами готовой продукции, подлежат управлению посредством соблюдения технологического режима процесса прокалки кокса. Прокалка нефтяного кокса при температурах 1100–1400 °C удаляет влагу и летучие вещества, уплотняет структуру и повышает электропроводность нефтяного кокса [4].

Качество нефтяного кокса существенно влияет на технологию, экологические аспекты и экономическую эффективность производства алюминия. С позиции алюминиевых производителей, кокс должен характеризоваться минимальной зольностью, отсутствием каталитических примесей, высокой устойчивостью к воздействию кислорода и CO₂, низкой пористостью и удельным электрическим сопротивлением, достаточной механической прочностью для обработки и оптимальной микроструктурой [4].

Типовой элементный состав зеленого (сырого) нефтяного кокса представлен в таблице 1, предлагаемого в качестве компонента электрода [5].

Таблица 1 – Элементный состав сырого нефтяного кокса

№	Элемент	Доля, %
1	Углерод, С	91–99,5
2	Водород, Н	0,035–4

3	Сера, S	0,5–8
4	Азот и Кислород, N + O	1,3–3,8
5	Металлы	Остаток

Нефтяной кокс характеризуется уникальным сочетанием физико-химических и физико-механических свойств, что обеспечивает его широкое использование в различных отраслях промышленности. Ключевыми свойствами являются термическая и химическая устойчивость в агрессивных средах, низкий коэффициент линейного расширения, высокая механическая прочность, хорошая тепло и электропроводность, а также приемлемые упругопластические характеристики. Для достижения этих свойств кокс подвергается термической обработке при температурах не ниже 650–750 °С, при этом отдельные свойства проявляются только после графитирования при 2600–3000 °С. Прокаленный кокс активно применяется в цветной и черной металлургии [5].

Нефтяной кокс обладает редким сочетанием физико-химических и физико-механических свойств, благодаря которым он получил широкое применение во многих отраслях промышленности.

К таким свойствам относятся термическая и химическая стойкость в агрессивных средах, сравнительно низкий коэффициент линейного расширения, достаточно высокая механическая прочность, высокая теплопроводность и электрическая проводимость, удовлетворительные упругопластические характеристики и др. Для приобретения этих свойств кокс должен пройти термическую обработку при температурах не ниже 650–750 °С, а некоторые свойства достигаются только после графитирования кокса при температурах 2600–3000 °С. Цветная и черная металлургия в своих производствах применяют прокаленный кокс [5].

Прокалка кокса – сложный физико-химический процесс, проходящий под действием высоких температур и сопровождаемый параллельными и последовательными процессами разложения и уплотнения сырого нефтяного кокса [6]. В ходе прокалки происходит деструктивное разложение материала с образованием кокса и обеднение водородом, который в виде метана и других углеводородов, выделяется в топочное пространство, с последующим сгоранием. При этом, весь процесс сопровождается изменением структуры и плотности кокса. Вследствие прокалки кокса, повышается удельное сопротивление и механическая прочность материала, увеличивается кажущаяся и действительная плотность, происходит полное удаление влаги и летучих веществ. Основными факторами, влияющими на качество готового продукта и полноту протекания процесса, являются температура в зоне прокалки и время нахождения кокса в печи.

Процесс прокалики, обусловленный вариациями состава сырья и высокими энергозатратами, требует новых подходов к управлению. В данной работе предложен метод прогнозирования удельного электрического сопротивления прокаленного нефтяного кокса с применением инструментов искусственного интеллекта.

Искусственный интеллект, в частности глубокие нейронные сети, успешно применяется для моделирования сложных технологических процессов, таких как проковка цемента [7; 8], но исследования в области нефтяного кокса ограничены. Целью данной работы является разработка алгоритма для прогнозирования УЭС прокаленного кокса, что позволит оптимизировать режим работы печи и повысить качество продукции.

Материалы и методы

Нефтяной кокс, получаемый при переработке тяжелых нефтяных остатков, обладает разнообразной дисперсной структурой и свойствами, которые зависят от природы и химического состава исходной нефти, технологий ее переработки, а также от химического состава и метода коксования остатков. Для обеспечения максимальной эффективности процесса прокалики кокса необходимо анализировать формирование его свойств на всех этапах – от нефтепереработки до хранения сырья для анодного производства, с учетом передового опыта мировой алюминиевой промышленности.

Объект исследования – нефтяной кокс, представляющий собой хрупкую ноздреватую массу с содержанием углерода 90–97 %, водорода 1,5–8 % и примесями (сера, азот, металлы). Сырой кокс подвергался проковке в лабораторных условиях в муфельной печи (Рисунок 1).



Рисунок 1 – Муфельная печь для проковки нефтяного кокса

УЭС измерялось согласно стандарту СТ РК ISO 10142-2018 [9] с использованием прибора для измерения сопротивления ALC-25 (Рисунок 2). Данное оборудование использует микропроцессор в качестве управляющего центра для определения удельного электрического сопротивления частиц прокаленного нефтяного кокса, предназначенного для производства алюминия. Устройство оснащено интерфейсом и сенсорным экраном, что обеспечивает удобство управления и точность измерений.



Рисунок 2 – Измеритель удельного сопротивления ALC-25

Высушенную пробу измельчают до размера частиц более 1,4 мм в дробилке. Для проведения из испытания пробу засыпают в цилиндрический стакан со съёмным дном, собранный стакан помещают в испытательную машину.

Прокалка проводилась в диапазоне температур 900–1300 °С для определения зависимости УЭС от температуры. Пробы помещались в цилиндрический стакан, подвергались давлению 3 МПа, и измерялось падение напряжения для расчета УЭС по формуле (1):

$$\rho = \frac{S \times U}{I \times h} \quad (1)$$

где S – площадь матрицы, мм²;

U – падение напряжения, мВ;

I – сила тока, А, в усилителях (1,000±0,002) А;

h – высота столбика кокса, мм.

Данные расчеты прибор проводит автоматически. За результат испытания принимают среднее арифметическое из двух испытаний.

В современных условиях все большее значение приобретает применение методов искусственного интеллекта для моделирования и оптимизации технологического процесса. Искусственный интеллект – это способность машин или компьютерных систем выполнять задачи, требующие человеческого интеллекта, такие как анализ данных, обучение на опыте и принятие обоснованных решений [10].

На сегодняшний день в литературе имеется малое количество исследований в области прогнозирования качественных показателей прокаленного нефтяного кокса. Было проведено несколько научных исследований по моделированию процесса прокаливания. Однако большинство из них рассматривают моделирование процесса прокаливания при производстве цемента [11; 12]. В данных работах для моделирования процесса прокаливания использовались исторические данные технологических параметров завода по производству цемента, которые регистрируются ежедневно с помощью автоматизированной системы мониторинга и контроля. К этим параметрам относятся скорость вращения печи прокали, температуры в нескольких точках процесса прокали, скорость вращения вентилатора, давление воздуха и т. д.

В настоящей работе удельное электрическое сопротивление прокаленного нефтяного кокса прогнозируется с использованием методов машинного обучения. В качестве входных данных для обучения модели используются исторические данные завода по прокалике кокса. Входные данные содержат эксплуатационные характеристики, такие как температуры в нескольких точках печи прокали, скорость вращения печи, потребление топлива и т. д.

Рабочий процесс предлагаемой методики по прогнозированию удельного электрического сопротивления представлен на рисунке 3.

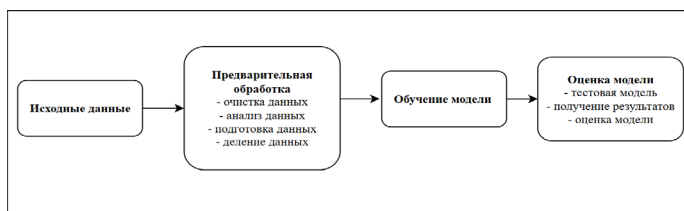


Рисунок 3 – Рабочий процесс предлагаемого метода

Архитектура глубокой нейронной сети создается путем соединения ряда слоев, где каждый слой состоит из группы единиц (нейронов), соединенных друг с другом, как показано на рисунке 4. В архитектуре глубоких нейронных

сетей (ГНС) входной слой является начальным слоем, который получает необработанные данные, которые могут состоять из аудио или изображений. С другой стороны, выходной слой является конечным слоем, который представляет выведенные классы. Остальные слои являются скрытыми слоями, которые преобразуют входные значения в выведенные классы.

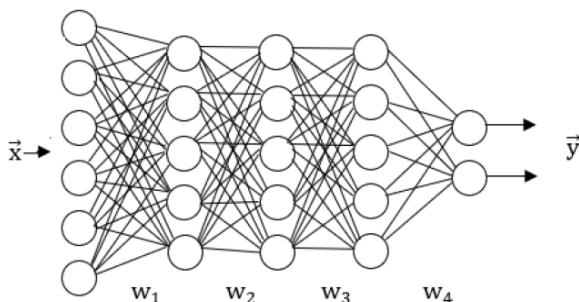


Рисунок 4 – Архитектура глубокой нейронной сети

На рисунке 4 изображена нейронная сеть прямого распространения, которая состоит из входного слоя, двух скрытых слоев и одного выходного слоя, при котором данные последовательно проходят через слои сети в одном направлении – от входного слоя через скрытые слои к выходному. Каждый слой в сети соединен со следующим через матрицу весов, что приводит к четырем матрицам весов: w_1 , w_2 , w_3 и w_4 . Когда предоставляется входной вектор x , первая матрица весов w_1 используется для вычисления скалярного произведения, а к результату применяется функция активации. Тот же процесс повторяется для получения конечного результата y , который служит предсказанием сетей [13]. Полный процесс выражается через последующие уравнения, в которых f обозначает функцию активации. Каждый нейрон выполняет линейное преобразование для получения взвешенной суммы входных данных и добавления смещения. Математически это можно представить следующим образом, по формуле (2) [14]:

$$y = f(z) = f(w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b) \quad (2)$$

где:

y – выход нейрона

$f(z)$ – активационная функция (передаточная функция)

w – вес связей

x – входные признаки

b – смещение

w – вес связей соответствуют параметрам, которые моделируют зависимости между входными признаками (например, температурой, давлением и т. д.) и целевой переменной (электрическим сопротивлением) в производственном процессе.

x – переменная содержит входные данные, которые являются параметрами производственного процесса.

b – смещение добавляется к соответствующему нейрону на слое после применения функции активации. Это смещение обеспечивает гибкость и позволяет сети учитывать различные смещения в данных.

$f(z)$ – активационная функция (передаточная функция) в нейронных сетях играет ключевую роль в добавлении нелинейности к выходу каждого нейрона. Она применяется после линейной комбинации взвешенных входов (суммы произведений весов на входные данные) и смещения.

В целях машинного обучения модели было использовано 80 % имеющихся данных технологического режима. Для оценки производительности обученной модели было предоставлено 20 % набора данных. Оценка производительности модели проводится с использованием стандартных метрик регрессии, таких как коэффициент детерминации и среднеквадратическая ошибка, что позволяет оценить качество прогнозов и адекватность модели [15].

Коэффициент детерминации и средняя абсолютная ошибка определяются по нижеуказанным формулам (3), (4):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \bar{y}_i|}{n} \quad (4)$$

где:

R^2 – коэффициент детерминации

MAE – средняя абсолютная ошибка

n – количество экспериментов

y_i – фактическое значение электросопротивления

$\bar{y}_i$ – спрогнозированное значение электросопротивления

$\hat{y}_i$ – среднее из спрогнозированных значений

Результаты и обсуждение

На рисунке 4 представлена зависимость удельного электрического сопротивления от температуры прокаливания согласно результатам лабораторного опыта.

Лабораторные испытания показали отчётливую обратную зависимость между температурой прокалики и величиной удельного электрического сопротивления. При повышении температуры наблюдается интенсивное снижение УЭС. Минимальное значение УЭС было зафиксировано при температуре 1380 °С и составило 459 мкОм·м, что свидетельствует о высокой степени упорядоченности углеродной структуры.

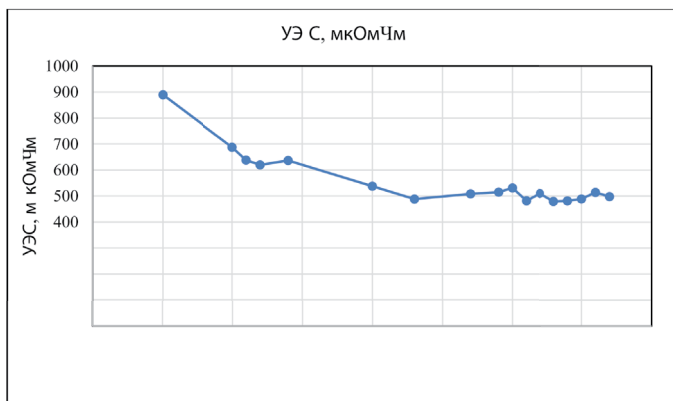


Рисунок 4 – Зависимость удельного электрического сопротивления от температуры прокаливания

В целях подтверждения результатов лабораторного опыта, его значения были сравнены с теоретическими данными, рассчитанными по модели радиационного теплообмена согласно источнику [16]. Электропроводность углеродных материалов при высоких температурах зависит от степени графитизации, которая усиливается за счет радиационного теплообмена. УЭС (моделируется как функция температуры (Т) с учетом изменения структуры кокса, по формуле (5):

$$\rho(T) = \rho_0 \cdot \exp\left(\frac{E_a}{(k \cdot T)}\right) \quad (5)$$

где:

$\rho(T)$ – удельное электрическое сопротивление при температуре Т, мкОм·м

ρ_0 – базовое УЭС (1000 мкОм·м)

E_a – энергия активации (0,2 эВ)

k – постоянная Больцмана ($8,617 \cdot 10^{-5}$ эВ/К)

T – абсолютная температура, К

Процентное отклонение рассчитывается по формуле (6):

$$\text{Отклонение (\%)} = \frac{|\rho_{\text{лаб}} - \rho_{\text{теор}}|}{\rho_{\text{теор}}} \cdot 100 \quad (6)$$

где:

$\rho_{\text{лаб}}$ – лабораторное УЭС, мкОм·м

$\rho_{\text{теор}}$ – теоретическое УЭС, мкОм·м

Результаты расчетов и сравнение их с лабораторными данными приведены в таблице 2.

Таблица 2 – Сравнение лабораторных и теоретических значений УЭС

Температура, °С	Лабораторное УЭС, мкОм·м	Теоретическое УЭС, мкОм·м	Отклонение, %
900	890	950	6,3
1100	650	700	7,1
1300	480	500	4,0
1380	459	480	4,4

Сравнение лабораторных данных зависимости УЭС от температуры с теоретическими значениями приведены на рисунке 5.

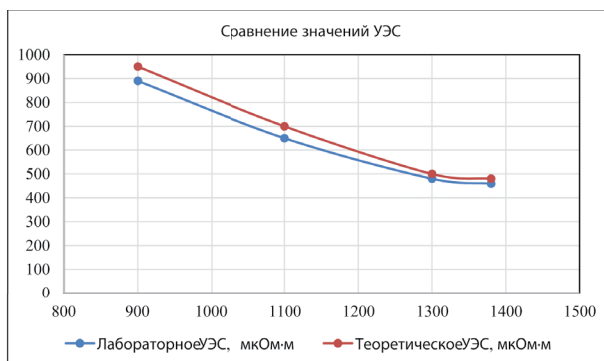


Рисунок 5 – Сравнение лабораторных и теоретических значений УЭС

Как видно из таблицы 2, отклонения составляют 4,0–7,1 % от теоретических значений. Эти результаты подтверждают высокую точность

лабораторных измерений УЭС, особенно при температурах выше 1300 °С, где графитизация кокса достигает максимума.

Таким образом, проведённый анализ подтверждает, что повышение температуры прокалики способствует улучшению электропроводности кокса, что связано с повышением степени графитизации. Полученные данные могут быть использованы при оптимизации температурного режима термообработки нефтяного кокса в целях получения продукта с заданными электрическими характеристиками.

На рисунке 6 представлена производительность модели на основе искусственного интеллекта, а именно глубоких нейронных сетей. Синими точками обозначены фактические значения удельного электрического сопротивления (УЭС), оранжевыми точками – прогнозные значения, полученные с помощью ГНС.

После обучения модель была протестирована на независимой тестовой выборке, и для оценки ее качества рассчитаны основные метрики. Использовались следующие показатели:

Средняя абсолютная ошибка (MAE) характеризует среднее отклонение предсказанных значений от фактических. Для ГНС получено значение $MAE = 10,729$ мкОм·м.

Коэффициент детерминации (R^2) отражает, насколько хорошо модель объясняет вариацию целевой переменной. Для ГНС значение $R^2 = 0,152$.

Для сравнения была применена модель линейной регрессии. Результат модели приведен на рисунке 7, которая показала $MAE = 11,706$ мкОм·м и $R^2 = 0,099$. Эти результаты демонстрируют превосходство ГНС: более низкое значение MAE указывает на меньшую ошибку прогнозирования, а более высокий R^2 свидетельствует о лучшей способности модели объяснять зависимость УЭС от температуры прокалики. Преимущество ГНС заключается в ее способности улавливать сложные нелинейные зависимости, что подтверждается расчетным обоснованием: снижение MAE на 8,3 % (с 11,706 до 10,729 мкОм·м) и рост R^2 на 53,5 % (с 0,099 до 0,152) по сравнению с линейной регрессией. Это делает ГНС более универсальной для моделирования процессов прокалики в различных производственных условиях, где линейные модели недостаточно точны из-за нелинейного характера зависимости УЭС от температуры.

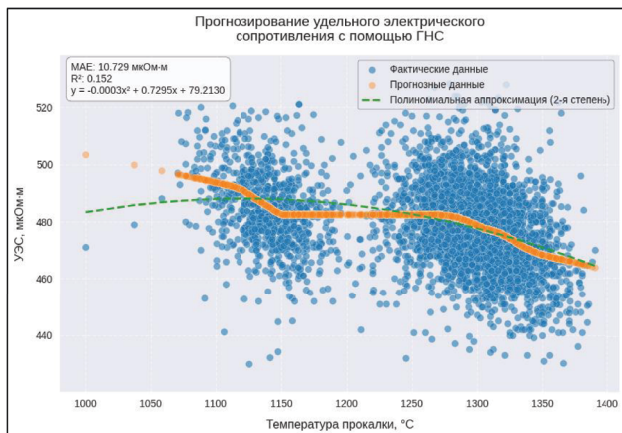


Рисунок 6 – Прогнозирование удельного электрического сопротивления с применением глубоких нейронных сетей

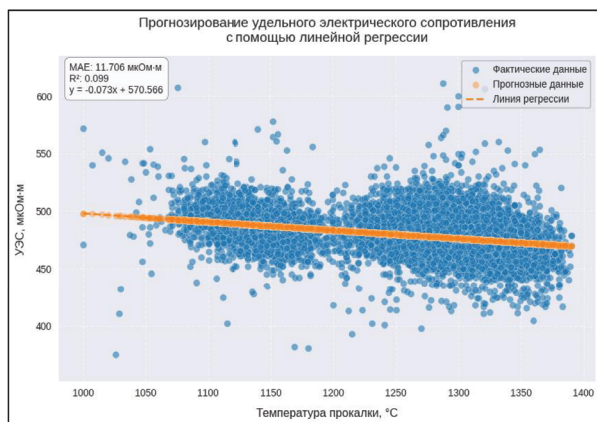


Рисунок 7 – Прогнозирование удельного электрического сопротивления с применением линейной регрессии

Полученные результаты согласуются с исследованиями [11; 12], где ГНС эффективно моделировали процессы прокалики цемента, демонстрируя высокую адаптивность к сложным зависимостям. Практическая значимость работы заключается в возможности интеграции модели ГНС в системы управления печами, что позволит оперативно корректировать режимы прокалики, минимизировать брак и снизить энергозатраты, обеспечивая более точное соответствие целевым значениям УЭС.

Выводы

Процесс прокали нефтиного кокса в температурном диапазоне 1000–1400 °С способствует снижению удельного электрического сопротивления (УЭС) с 890 до 459 мкОм·м, обусловленному удалением летучих веществ и графитизацией углеродной структуры материала. Данные изменения имеют ключевое значение для обеспечения требуемых характеристик анодов, используемых в электролитическом производстве алюминия, что напрямую влияет на энергоэффективность и качество конечной продукции.

Применение методов искусственного интеллекта, в частности глубоких нейронных сетей (ГНС), представляет собой инновационный подход к оптимизации процесса прокали. Разработанная модель демонстрирует удовлетворительные результаты прогнозирования УЭС с метриками $R^2 = 0,152$ и $MAE = 10,729$ мкОм·м, что свидетельствует о её способности адекватно улавливать нелинейные зависимости между температурой и электропроводностью. Сравнительный анализ с моделью линейной регрессии ($R^2 = 0,099$, $MAE = 11,706$ мкОм·м) подтверждает превосходство ГНС в условиях сложной зависимости параметров, что делает её перспективной для применения в реальном времени управления технологическими процессами.

Научная новизна настоящего исследования заключается в адаптации архитектуры глубоких нейронных сетей к задаче прогнозирования УЭС нефтиного кокса, что представляет собой недостаточно изученную область. Практическая значимость работы обусловлена потенциалом интеграции предложенной модели в системы автоматизированного управления печами, что позволяет корректировать температурные режимы в режиме реального времени, снижая энергозатраты и уменьшая долю дефектной продукции.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1 **Sharikov, F. Y., Sharikov, Y. V. and Krylov, K. A.** Selection of key parameters for green coke calcination in a tubular rotary kiln to produce anode petcoke. // *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*. – 2020. – 15(23). – P. 2904–2912.

2 **Edwards, L.** The history and future challenges of calcined petroleum coke production and use in aluminum smelting. *Jom*. – 2015. – 67(2). – P. 308–321.

3 **Rohani, A., Sharifi, K. and Golpasha, R.** Calcinations of Petroleum coke. In *Proceedings of 3rd International Conference on Chemical, Ecology and Environmental Sciences*. – 2014. – P. 118–120.

4 **Martins, M. A., Oliveira, L. S. and Franca, A. S.** Modeling and simulation of petroleum coke calcination in rotary kilns. *Fuel*. – 2001. – 80(11). – P. 1611–1622.

5 **Birghila, S., Popovici, I. C. and Dumitru, A.** Study on physical-chemical properties of petroleum cokes // *Romanian Journal of Physics*. – 2011. – 56 (7-8). – P. 976–82.

6 **Peng, J., Hui, C., Zhao, Z. and Fang, Y.** Research and optimization of operating parameters of a rotor classifier for calcined petroleum coke // *Processes*. – 2024. – 12(3). – P. 603.

7 **Ali, A. M., Tabares, J. D. and McGinley, M. W.** A machine learning approach for clinker quality prediction and nonlinear model predictive control design for a rotary cement kiln // *Journal of Advanced Manufacturing and Processing*. – 2022. – 4(4). – P. 10137.

8 **Xu, Q., Hao, X., Shi, X., Zhang, Z., Sun, Q. and Di, Y.** Control of denitration system in cement calcination process: A Novel method of Deep Neural Network Model Predictive Control // *Journal of Cleaner Production*. – 2022. – 332. – P. 129970.

9 СТ РК ISO 10142-2018. Метод определения удельного электрического сопротивления прокаленного нефтяного кокса.

10 **Tsallis, C., Papageorgas, P., Piromalis, D. and Munteanu, R. A.** Application-Wise Review of Machine Learning-Based Predictive Maintenance: Trends, Challenges, and Future Directions // *Applied Sciences*. – 2025. – 15(9). – P. 48–98.

11 **Sharma, P., Rao, M. V. R., Mohapatra, B. N. and Saxena, A.** Development of suitable machine learning model for a cement plant calciner // *Int. J. Eng. Appl. Sci. Technol.* – 2021. – 6. – P. 194–198.

12 **Kahawalage, A. C. and Jinadasa, W.** Modelling a Cement Precalciner by Machine Learning Methods // *Scandinavian Simulation Society*. – 2022. – P. 99–106.

13 **Saravanan, K. and Kouzani, A. Z.** Advancements in on-device deep neural networks. *Information*. – 2023. – 14(8). – P. 470.

14 **Thierry-Mieg, J.** How the fundamental concepts of mathematics and physics explain deep learning. – 2018.

15 **Li, L., Gao, Y., Dong, X. and Han, Y.** Artificial Neural Network Model for Predicting Mechanical Strengths of Economical Ultra-High-Performance Concrete Containing Coarse Aggregates: Development and Parametric Analysis. *Materials*. – 2024. – 17 (16). – P. 3908.

16 **Modest, M. F., & Mazumder, S.** Radiative heat transfer // *Academic P.* – 2021.

REFERENCES

1 **Sharikov, F. Y., Sharikov, Y. V. and Krylov, K. A.** Selection of key parameters for green coke calcination in a tubular rotary kiln to produce anode

petcoke // ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. – 2020. – 15 (23). – P. 2904–2912.

2 **Edwards, L.** The history and future challenges of calcined petroleum coke production and use in aluminum smelting // Jom. – 2015. – 67 (2), – P. 308–321.

3 **Rohani, A., Sharifi, K. and Golpasha, R.** Calcinations of Petroleum coke // In Proceedings of 3rd International Conference on Chemical, Ecology and Environmental Sciences. – 2014. – P. 118–120.

4 **Martins, M.A., Oliveira, L.S. and Franca, A. S.** Modeling and simulation of petroleum coke calcination in rotary kilns // Fuel. – 2001. – 80(11). – P. 1611–1622.

5 **Birghila, S., Popovici, I. C. and Dumitru, A.** Study on physical-chemical properties of petroleum cokes // Romanian Journal of Physics. – 2011. – 56(7-8). – P. 976–82.

6 **Peng, J., Hui, C., Zhao, Z. and Fang, Y.** Research and optimization of operating parameters of a rotor classifier for calcined petroleum coke // Processes. – 2024. – 12(3). – P. 603.

7 **Ali, A. M., Tabares, J. D. and McGinley, M. W.** A machine learning approach for clinker quality prediction and nonlinear model predictive control design for a rotary cement kiln. Journal of Advanced Manufacturing and Processing. – 2022. – 4 (4). – P. 10137.

8 **Xu, Q., Hao, X., Shi, X., Zhang, Z., Sun, Q. and Di, Y.** Control of denitration system in cement calcination process: A Novel method of Deep Neural Network Model Predictive Control // Journal of Cleaner Production. – 2022. – 332. – P. 129970.

9 ST RK ISO 10142-2018. Metod opredeleniya udel'nogo elektricheskogo soprotivleniya prokalennogo neftyanogo koksa [Method for determining the specific electrical resistance of calcined petroleum coke].

10 **Tsallis, C., Papageorgas, P., Piromalis, D. and Munteanu, R. A.** Application-Wise Review of Machine Learning-Based Predictive Maintenance: Trends, Challenges, and Future Directions // Applied Sciences. – 2025. – 15 (9). – P. 4898.

11 **Sharma, P., Rao, M. V. R., Mohapatra, B. N. and Saxena, A.** Development of suitable machine learning model for a cement plant calciner // Int. J. Eng. Appl. Sci. Technol. – 2021. – 6. – P. 194–198.

12 **Kahawalage, A.C. and Jinadasa, W.** Modelling a Cement Precalciner by Machine Learning Methods // Scandinavian Simulation Society. – 2022. – P. 99–106.

13 **Saravanan, K. and Kouzani, A. Z.** Advancements in on-device deep neural networks. Information. – 2023. – 14(8). – P. 470.

14 **Thierry-Mieg, J.** How the fundamental concepts of mathematics and physics explain deep learning. – 2018.

15 **Li, L., Gao, Y., Dong, X. and Han, Y.** Artificial Neural Network Model for Predicting Mechanical Strengths of Economical Ultra-High-Performance

Concrete Containing Coarse Aggregates: Development and Parametric Analysis. Materials. – 2024. – 17(16). – P. 3908.

16 **Modest, M. F., & Mazumder, S.** Radiative heat transfer // Academic press. – 2021.

Поступило в редакцию 04.07.25

Поступило с исправлениями 28.07.25

Принято в печать 05.09.25

*А. Е. Карманов¹, *Н. Ә. Уахит², А. М. Парамонов³*

^{1,2}Торайғыров университеті, Қазақстан Республикасы, Павлодар қ.;

³Омбы мемлекеттік техникалық университеті,

Ресей Федерациясы, Омбы қ.

04.07.25 ж. баспаға түсті.

28.07.25 ж. түзетулерімен түсті.

05.09.25 ж. басып шығаруға қабылданды.

МҰНАЙ КОКСЫНЫҢ КҮЙДІРІЛГЕН КЕЗДЕГІ МЕНШІКТІ ЭЛЕКТР КЕДЕРГІСІН ЖАСАНДЫ ИНТЕЛЛЕКТ АРҚЫЛЫ БОЛЖАУ

Мұнай коксін күйдіру алюминий өнеркәсібі үшін қажетті тауарлық қасиеттерін қалыптастырудың негізгі процесі болып табылады, мұнда меншікті электр кедергісі (МЭК) өндіріс тиімділігіне айтарлықтай әсер етеді. Зерттеудің мақсаты пештің жұмыс режимін оңтайландыру және өнім сапасын жақсарту үшін жасанды интеллектті қолдана отырып, күйдірілген мұнай коксының МЭК-ін болжау әдісін әзірлеу болды. Зерттеуде 900–1300 °C температурада муфельді пеште МЭК өлшеумен зертханалық сынақтар, сондай-ақ Python бағдарламалау тілінде жүзеге асырылған машинамен оқыту әдістері қолданылды. Терең нейрондық желілер моделін оқыту үшін өндірістік деректер пайдаланылды. МЭК-тің күйдіру температурасына кері тәуелділігі анықталды: ең төменгі МЭК мәні (459 мкОм·м) 1380 °C температурада қол жеткізілді, бұл кокс құрылымының графиттенуімен байланысты. Өзірленген модель $R^2 = 0,152$ және $MAE = 10,729$ мкОм·м сапа метрикаларымен МЭК-ті болжау әлеуетін көрсетті. Зерттеу кокс сапасын бақылау үшін жасанды интеллектті қолдану мүмкіндігін растады, бұл энергия шығынын және ақауларды азайтуға ықпал етеді. Жұмыстың ғылыми жаңалығы мұнай коксының МЭК-ін болжау міндетіне

терең нейрондық желілерді бейімдеуде жатыр, ал практикалық маңыздылығы технологиялық процесті жедел түзету үшін нештерді басқару жүйелеріне модельді біріктіру мүмкіндігінде.

Кілтті сөздер: Мұнай коксы, меншікті электр кедергісі, жасанды интеллект, терең нейрондық желілер, машиналық оқыту.

*A. E. Karmanov¹, *N. A. Uakhit², A. M. Paramonov³*

^{1,2}Toraighyrov University, Republic of Kazakhstan, Pavlodar;

³Omsk State Technical University, Russian Federation, Omsk.

Received 04.07.25.

Received in revised form 28.07.25.

Accepted for publication 05.09.25.

PREDICTION OF SPECIFIC ELECTRICAL RESISTANCE OF CALCINED PETROLEUM COKE USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Calcination of petroleum coke is a key process for forming its commercial properties, which are essential for the aluminum industry, where specific electrical resistivity (SER) significantly impacts production efficiency. The aim of the study was to develop a method for predicting the SER of calcined petroleum coke using artificial intelligence to optimize furnace operation and improve product quality. The study involved laboratory tests in a muffle furnace at temperatures of 900–1300 °C with SER measurements, as well as machine learning techniques implemented in the Python programming language. Production data were used to train a deep neural network model. An inverse relationship was established between SER and calcination temperature: the minimum SER value (459 $\text{m}\Omega\cdot\text{m}$) was achieved at 1380 °C, attributed to the graphitization of the coke structure. The developed model demonstrated potential for SER prediction with quality metrics of $R^2 = 0,152$ and $\text{MAE} = 10,729 \text{ m}\Omega\cdot\text{m}$. The study confirmed the feasibility of using artificial intelligence for coke quality control, contributing to reduced energy consumption and defects. The scientific novelty of the work lies in the adaptation of deep neural networks to the task of predicting the SER of petroleum coke, while its practical significance is in the potential integration of the model into furnace control systems for real-time process adjustments.

Keywords: Petroleum coke, specific electrical resistance, artificial intelligence, deep neural networks, machine learning.

Теруге 09.09.2025 ж. жіберілді. Басуға 30.09.2025 ж. қол қойылды.

Электронды баспа

29.9 Mb RAM

Шартты баспа табағы 22,2. Таралымы 300 дана. Бағасы келісім бойынша.

Компьютерде беттеген: А. К. Мыржикова

Корректор: А. Р. Омарова, Д. А. Кожас

Тапсырыс № 4447

Сдано в набор 09.09.2025 г. Подписано в печать 30.09.2025 г.

Электронное издание

29.9 Mb RAM

Усл. печ. л. 22,2. Тираж 300 экз. Цена договорная.

Компьютерная верстка: А. К. Мыржикова

Корректор: А. Р. Омарова, Д. А. Кожас

Заказ № 4447

«Toraighyrov University» баспасынан басылып шығарылған

Торайғыров университеті

140008, Павлодар қ., Ломов к., 64, 137 каб.

«Toraighyrov University» баспасы

Торайғыров университеті

140008, Павлодар қ., Ломов к., 64, 137 каб.

67-36-69

E-mail: kereku@tou.edu.kz

www.vestnik-energy.tou.edu.kz