

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ INFORMATION TECHNOLOGY, COMPUTER SCIENCE AND MANAGEMENT



УДК 681.5:004.942

Оригинальное эмпирическое исследование

<https://doi.org/10.23947/2687-1653-2026-26-2-2237>

Способ оценки состояния кожухотрубчатых теплообменников с применением машинного обучения для повышения энергоэффективности

Л.Г. Тугашова¹ , А.В. Затонский² 

¹ Альметьевский государственный технологический университет «Высшая школа нефти», г. Альметьевск, Российская Федерация

² Пермский национальный исследовательский политехнический университет, г. Пермь, Российская Федерация

✉ tugashova@yandex.ru

EDN: JTINTA

Аннотация

Введение. Кожухотрубчатые теплообменники широко применяются на установках подготовки и переработки нефти, а также в системах теплоснабжения, где их надежная работа во многом определяется интенсивностью термического загрязнения поверхности труб. В связи с этим актуальной задачей является своевременное определение момента, когда теплообменному оборудованию требуется техническое обслуживание, поскольку накопление отложений приводит к снижению эффективности теплопередачи и росту эксплуатационных затрат. Анализ литературных источников показывает, что проблема прогнозирования загрязнения теплообменных аппаратов достаточно активно исследуется. Однако существующие подходы, ориентированные на учет режимных параметров и физико-химических свойств теплоносителей, не всегда применимы к специфическим условиям нефтепереработки, где состав сырья, режимы эксплуатации и характер отложений существенно отличаются от типовых промышленных процессов. Таким образом, сохраняется пробел в научных знаниях, связанный с недостаточной разработанностью моделей, позволяющих надежно описывать изменение термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи именно для кожухотрубчатых теплообменников нефтеперерабатывающих установок. Целью настоящего исследования является определение зависимости коэффициентов термического сопротивления загрязнений и теплопередачи от режимных параметров — в частности, от выходных температур теплоносителей и плотности нефти. Для достижения поставленной цели предполагается применение методов машинного обучения, позволяющих построить более адекватные прогностические модели и тем самым повысить обоснованность решений по техническому обслуживанию теплообменного оборудования.

Материалы и методы. В качестве объекта исследования рассмотрен кожухотрубчатый теплообменник установки переработки нефти малой мощности, в котором циркуляционное орошение дизельного топлива (210–235 °С) выступает горячим теплоносителем в межтрубном пространстве, а нефть — холодным теплоносителем в трубном пучке. Для расчета определялись площади сечений трубного и межтрубного пространств, линейные скорости потоков, критерии Рейнольдса, Прандтля и Нуссельта, а также коэффициенты теплоотдачи со стороны горячего и холодного теплоносителей. Коэффициент теплопередачи рассчитывался с учетом термического сопротивления стенки и загрязнений, теплообмен — по уравнениям теплового баланса и теплопередачи. Для оценки термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи использовались методы машинного обучения и символьной регрессии, в том числе PySR, SISSO, FROLS и CatBoostRegressor, на основе данных о плотности нефти и температуре теплоносителей. Поверочный расчет теплообменника выполнен методом последовательных приближений с решением системы нелинейных уравнений в Matlab.

Результаты исследования. Поверочный расчёт кожухотрубчатого теплообменника для нефти трёх месторождений показал, что при росте термического сопротивления загрязнений от 0 до 0,002 ($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$)/Вт коэффициент теплопередачи снижается примерно с 93–95 до 81–83 Вт/($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$). Установлено, что изменение выходных температур теплоносителей служит информационной основой для идентификации загрязнений. Методами символьной регрессии SISSO и PySR получены аналитические зависимости термического сопротивления от плотности нефти и выходных температур с RMSE $1,25 \cdot 10^{-8}$ и $2,34 \cdot 10^{-8}$ ($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$)/Вт соответственно. Для прогнозирования динамики теплопередачи построены NARX-модели на базе FROLS и CatBoostRegressor, валидированные на промышленных данных. Ошибка постпрогноза для алгоритма CatBoostRegressor RMSE = 0,03573 Вт/($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$), для алгоритма FROLS RMSE = 0,01296 Вт/($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$).

Обсуждение. Снижение коэффициента теплопередачи на 13 % при росте термического сопротивления загрязнений до 0,002 ($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$)/Вт согласуется с теоретическими моделями и экспериментальными данными других исследователей. Применение методов SISSO и PySR обеспечило существенно более высокую точность по сравнению с нейросетевыми подходами при малых обучающих выборках. Алгоритм FROLS превзошёл CatBoostRegressor по точности постпрогноза динамики коэффициента теплопередачи, что объясняется компактностью полиномиальной модели и гладким характером исследуемого процесса. Установленный порог снижения коэффициента теплопередачи на 25 % соответствует отраслевым нормам и обеспечивает переход к обслуживанию оборудования по фактическому состоянию.

Заключение. Разработана методика определения термического сопротивления загрязнений теплообменника по выходной температуре теплоносителей и плотности нефти. Методами символьной регрессии SISSO и PySR получены аналитические зависимости с RMSE $1,25 \cdot 10^{-8}$ ($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$)/Вт и $2,34 \cdot 10^{-8}$ ($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$)/Вт. Построены NARX-модели прогнозирования коэффициента теплопередачи (RMSE 0,01296 и 0,03573 Вт/($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{С}$), валидированные на промышленных данных. Снижение коэффициента теплопередачи на 25,2 % принято критерием необходимости очистки аппарата, что обеспечивает переход к обслуживанию по фактическому состоянию и повышение энергоэффективности нефтепереработки.

Ключевые слова: кожухотрубчатый теплообменник, термическое сопротивление, коэффициент теплопередачи, символьная регрессия

Благодарности. Авторы выражают благодарность редакции и рецензентам за уделенное время и ценные комментарии.

Для цитирования. Тугашова Л.Г., Затонский А.В. Способ оценки состояния кожухотрубчатых теплообменников с применением машинного обучения для повышения энергоэффективности. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2026;26(2):2237. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2026-26-2-2237>

Original Empirical Research

Machine Learning-Based Condition Assessment Method for Shell-and-Tube Heat Exchangers to Improve Energy Efficiency

Larisa G. Tugashova¹ , Andrey V. Zatonitskiy² 

¹ State Technological University “Higher School of Petroleum”, Almeteyevsk, Russian Federation

² Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

✉ tugashova@yandex.ru

Abstract

Introduction. Shell-and-tube heat exchangers are widely used in oil treatment and refining plants, as well as in heating systems, where their reliable operation is largely determined by the intensity of thermal fouling on the tube surface. Therefore, it is crucial to promptly determine when heat exchange equipment requires maintenance, as deposit accumulation can result in the reduced heat transfer efficiency and increased operating costs. A review of the literature shows that the problem of predicting heat exchanger fouling is being actively researched. However, existing approaches, which focus on process parameters and the physicochemical properties of heat transfer fluids, are not always applicable to the specific conditions of oil refining, where feedstock composition, operating conditions, and deposit nature differ significantly from typical industrial processes. Thus, there remains a gap in scientific knowledge associated with the insufficient development of models that allow for the reliable description of changes in the thermal resistance of contaminants, and the heat transfer coefficient specifically for shell-and-tube heat exchangers of oil refineries. The objective of this study is to determine the dependence of the coefficients of thermal resistance of contaminants and heat transfer on operating parameters, in particular, on the output temperatures of coolants and oil density. For this, it is planned to use machine learning methods to build more adequate predictive models and thereby increase the validity of decisions on the maintenance of heat exchange equipment.

Materials and Methods. A shell-and-tube heat exchanger in a small refinery unit was investigated. Here, circulating diesel reflux (210–235 °C) was the hot medium on the shell side, and oil was the cold medium in the tube bundle. For the calculation, the cross-sectional areas of the tube and annular spaces, linear flow rates, Reynolds, Prandtl, and Nusselt criteria, as well as the heat transfer coefficients of the hot and cold coolants were determined. The heat transfer coefficient was calculated taking into account the thermal resistance of the wall and contaminants, while heat transfer was calculated from heat balance and heat transfer equations. Machine learning and symbolic regression methods, including PySR, SISSO, FROLS, and CatBoostRegressor, were used to estimate the thermal resistance of contaminants and the heat transfer coefficient, based on oil density and coolant temperature data. The verification calculation of the heat exchanger was performed by the method of successive approximations with the solution to a system of nonlinear equations in Matlab.

Results. A verification calculation of a shell-and-tube heat exchanger for oil from three fields showed that with an increase in the thermal resistance of contaminants from 0 to 0.002 ($\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C}/\text{W}$), the heat transfer coefficient decreased from approximately 93–95 to 81–83 $\text{W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$. It was established that changes in the outlet temperatures of the coolants was an information basis for identifying contaminants. Using the SISSO and PySR symbolic regression methods, analytical dependences of thermal resistance on oil density and outlet temperatures were obtained with RMSE $1.25 \cdot 10^{-8}$ and $2.34 \cdot 10^{-8}$ ($\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C}/\text{W}$), respectively. To predict the dynamics of heat transfer, NARX models based on FROLS and CatBoostRegressor were built, validated on industrial data. Ex-post forecast error for the algorithm CatBoostRegressor $\text{RMSE} = 0.03573 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$, for the algorithm FROLS $\text{RMSE} = 0.01296 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$.

Discussion. A 13% reduction in heat transfer coefficient with an increase in contaminant thermal resistance to 0.002 ($\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C}/\text{W}$) was consistent with theoretical models and experimental data from other researchers. The use of SISSO and PySR methods provided significantly higher accuracy compared to neural network approaches with small training sets. The FROLS algorithm outperformed CatBoostRegressor in the accuracy of ex-post forecast of heat transfer coefficient dynamics, which is explained by the compactness of the polynomial model and the smooth nature of the process under study. The established threshold for reducing the heat transfer coefficient by 25% complies with industry standards and provides the transition to equipment maintenance based on actual condition.

Conclusions. A method for determining the thermal resistance of heat exchanger fouling based on the outlet temperature of the coolant and the oil density was developed. Analytical relationships with $\text{RMSE } 1.25 \cdot 10^{-8}$ ($\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C}/\text{W}$) and $2.34 \cdot 10^{-8}$ ($\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C}/\text{W}$) were obtained using the SISSO and PySR symbolic regression methods. NARX models for predicting heat transfer coefficients ($\text{RMSE } 0.01296$ and $0.03573 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$) were built and validated using industrial data. A 25.2% reduction in heat transfer coefficient was adopted as the criterion for the need for cleaning the unit, which provided a transition to condition-based maintenance and increased energy efficiency in oil refining.

Keywords: shell-and-tube heat exchanger, thermal resistance, heat transfer coefficient, symbolic regression

Acknowledgements. The authors would like to thank the editors and reviewers for their time and valuable comments.

For Citation. Tugashova LG, Zatonkiy AV. Machine Learning-Based Condition Assessment Method for Shell-and-Tube Heat Exchangers to Improve Energy Efficiency. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2026;26(2):2237. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2026-26-2-2237>

Введение. Повышение энергоэффективности процессов подготовки и переработки нефти является актуальной и практически значимой проблемой, особенно в условиях ужесточения требований к энергоэффективности и к снижению себестоимости различного рода производств при ограничениях на сбыт нефти и нефтепродуктов за рубежом, введенных в последнее время. Производители нефти не могут влиять на эти ограничения, но могут усовершенствовать внутренние процессы на предприятиях с целью снижения себестоимости производства. В качестве конкретных возможностей очевидны снижение теплотерь, расхода тепловой энергии, повышение коэффициента полезного действия установок. Последнее возможно как за счет обеспечения регламентируемой температуры процесса, так и за счет диагностики оборудования для снижения вероятностей внеплановых простоев. Эти подходы тесно связаны с процессами теплообмена, имеющими большое значение в нефтехимии. Слой отложений загрязнений на поверхностях труб в 1–3 мм может существенно снизить эффективность теплопередачи. При этом ориентировочные потери тепла составляют 20–40 %. Для компенсации снижения теплопередачи и поддержания необходимых параметров процесса следует увеличивать расход теплоносителя, что ведет к росту потребления топлива и электроэнергии. По мнению экспертов, загрязнение теплообменника в 1 мм может привести к перерасходу топлива на 10–15 %.

Однако непосредственное определение состояния кожухотрубчатых теплообменников нефтепродуктов затруднено их рабочими температурами и невозможностью наблюдать внутренние отложения, коррозию или деформацию непосредственно. Поэтому ключевыми параметрами контроля загрязнения стенок труб являются коэффициент теплопередачи, перепад давления, температура теплоносителей на выходе.

Причиной возникновения отложений на поверхностях стенок аппаратов является присутствие в сырье асфальтосмолистых веществ, парафинов, воды, солей. Для избавления от отложений и накипи в полостях нефтепроводов и теплообменников применяются механические, тепловые и химические способы очистки. Очистка теплообменника происходит с помощью промывки его растворителем парафинов. На объектах подготовки и переработки нефти применяется ультразвуковая очистка от парафиновых отложений.

Отложения на стенках труб приводят к ухудшению процесса теплообмена и снижению коэффициента теплопередачи. Существуют различные способы диагностики и оценки слоя загрязнений на поверхности труб теплообменных аппаратов. Например, экспериментально с помощью систем мониторинга определяют характеристики чистого и загрязненного теплообменника. Другой подход связан с построением математических моделей. Примером является модель Эберта-Панчала и ее усовершенствованные варианты.

В статье [1] приведен обзор моделей и примеры количественной оценки толщины отложений накипи в пластинчатых теплообменниках систем теплоснабжения. Авторами [2] выполнен аналитический учет влияния загрязнений на технико-экономические показатели установок промышленной подготовки нефти. В работе экспериментальным методом получены коэффициенты теплопередачи, теплоотдачи, термического сопротивления отложений в теплообменниках. В работах [1, 2] предложенные модели касаются конкретных типов теплообменников и отложений, они не прогнозируют динамику загрязнений.

Для решения задач диагностики теплообменного оборудования широко применяются программные средства, в частности программы технологического моделирования. Например, в работе [3] авторы рассматривают проблему загрязнения теплообменных аппаратов установок гидроочистки дизельного топлива. Задача решается с использованием моделирующей программы Nysys. В исследовании [4] численное решение осуществлено путем построения тепловой модели на основе метода конечных элементов в программе Ansys. В статье [5] авторами предложены упрощенные формулы для расчета показателя эффективной теплопроводности пористых структур с применением Mathcad, Ansys. На сегодня использование вышеприведенных программ не представляется возможным в рамках импортозамещения.

В статье [6] использован программный комплекс «МиР ПиА» для моделирования показателей качества подготовки нефти к транспортировке. Для работы необходимо приобретение лицензии.

Ряд исследований направлен на улучшение конструктивных параметров применяемых в отрасли аппаратов. Улучшение конструкции, совершенствование аэродинамики трубных пучков должны обеспечивать при высокой надежности интенсификацию в них теплообмена. В работе [7] это связывается с перепадами давления в теплообменнике, которые могут привести к сбоям в работе оборудования. Также предложено внедрение алгоритмов автоматической корректировки режимов работы. Авторами статьи [8] предложена нейросетевая модель прогнозирования теплогидравлической эффективности поверхностных интенсификаторов теплообмена. Для нейросетевых моделей необходимы большие объемы обучающих данных по загрязнениям теплообменников, которые сложно собрать. Кроме того, подобные решения, требующие изменения конструкции аппарата, могут быть неприменимы для эксплуатируемого оборудования.

Авторами статьи [9] с помощью методов имитационного моделирования получена модель кожухотрубчатого теплообменника и предложены способы усовершенствования системы управления теплообменным аппаратом. Математическая модель кожухотрубчатого испарителя представлена как объект с сосредоточенными параметрами. Составлен тепловой баланс в дифференциальной форме с учетом транспортного запаздывания.

В [10] представлена математическая модель кожухотрубчатого теплообменника в виде ARMAX-модели для участия в системе управления. В этих моделях не учитываются нелинейности.

В функционировании теплообменного оборудования для повышения эффективности тепло- и массообмена большую роль играет коллоидное состояние сырья и продуктов, особенно тяжелых фракций и остатков [11]. Такое решение актуально для тяжелых фракций, а также требует установки дополнительного оборудования.

В результате анализа изученной литературы установлено, что все еще остаются малоисследованными вопросы прогнозирования коэффициентов термического загрязнения и теплопередачи теплообменников с учетом физико-химических свойств сырья, а также применения методов, работающих с малым объемом данных и учитывающих нелинейности. Для аппроксимации и прогнозирования представляется интересным направление комбинирования подходов, например, сочетание физико-химических (балансовых) методов и машинного обучения.

Целью данного исследования является разработка методики определения коэффициента термического сопротивления загрязнений теплообменного аппарата и коэффициента теплопередачи в зависимости от выходных температур нефти и дизельного топлива, от плотности нефти, а также прогнозирование коэффициента теплопередачи.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- выполнить поверочный тепловой расчет кожухотрубчатого теплообменника установки переработки нефти малой мощности, т. е. получить математическую модель теплообменника в балансовой форме;
- с помощью полученной выше модели кожухотрубчатого теплообменника исследовать влияние физико-химических свойств теплоносителей и коэффициента термического загрязнения на коэффициент теплопередачи и выходные параметры (на примере образцов нефти с различных месторождений);
- получить зависимость коэффициента термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи от выходных температур нефти и дизельного топлива в теплообменниках, а также от плотности нефти, т. е. построить аппроксимирующие зависимости с помощью символьной регрессии;
- используя полученные аппроксимирующие зависимости, экспериментальные данные действующей установки, а также описание объекта в виде ранее полученных обыкновенных дифференциальных уравнений, построить нелинейную динамическую модель, пригодную для прогнозирования коэффициента теплопередачи.

Материалы и методы. Для определения коэффициента термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи в кожухотрубчатых теплообменниках предлагается применить методы машинного обучения, использующие малые объемы выборки, например, символьную регрессию, так как в реальных условиях работы установки сложно получить большие объемы информации по загрязнению теплообменников. Для прогнозирования коэффициента теплопередачи предлагается NARX-модель.

Объектом исследования является кожухотрубчатый теплообменник установки переработки малой мощности. При расчете кожухотрубчатого теплообменника применялись исходные данные по конструктивным параметрам теплообменного аппарата: поверхность теплообмена — 68 м², длина корпуса теплообменника — 7,2 м, длина трубок — 6 м.

Суммарное термическое загрязнение поверхности труб принималось в диапазоне от 0 (чистый теплообменник) до 0,002 (м²·°С)/Вт (загрязненный теплообменник).

Для подобных установок циркуляционное орошение (ЦО) организовано следующим образом. Дизельное топливо с выхода основной колонны разделяется на два потока: продуктовый и циркуляционный. ЦО, проходя через кожухотрубчатый теплообменник, возвращается в основную колонну. Температура ЦО составляет 210–235 °С. Дизельное топливо (межтрубное пространство) является горячим теплоносителем, нефть (трубный пучок) — холодным теплоносителем.

Первый шаг расчета — это вычисление площади сечения трубного и межтрубного пространств. Второй шаг — определение линейных скоростей движения нефти и дизельного топлива.

Режимы движения потоков теплоносителей и интенсивности теплообмена определяются значениями критериев Рейнольдса, Прандтля, Нуссельта. Следующий шаг — вычисление коэффициента теплоотдачи от горячего потока (дизельного топлива) к стенке трубы α_1 и коэффициента теплоотдачи от поверхности труб к нагреваемому сырью (нефти) α_2 . Расчет теплообменного аппарата выполняется по стандартным методикам. В связи с этим общеизвестные формулы и подробности расчета теплообменного аппарата не приводятся.

Коэффициент теплопередачи определяется по формуле:

$$K = \frac{1}{\frac{1}{\alpha_1} + \frac{\delta_t}{\lambda_t} + \frac{1}{\alpha_2}}, \quad (1)$$

где δ_t — толщина стенки теплообменных труб, м; λ_t — коэффициент теплопроводности, Вт/(м·°С); α_1 , α_2 — коэффициенты теплоотдачи, Вт/(м²·°С).

Коэффициент теплопередачи зависит от коэффициентов теплоотдачи в теплообменных трубах, термического сопротивления теплопроводности стенки трубки.

При наличии загрязнений внутри и снаружи теплообменных труб коэффициент теплопередачи определяется следующей формулой:

$$K_z = \frac{1}{\frac{1}{\alpha_1} + \frac{\delta_t}{\lambda_t} + \sum r + \frac{1}{\alpha_2}}, \quad (2)$$

где $\sum r$ — суммарное термическое сопротивление слоя загрязнений, (м²·°С)/Вт.

Уравнение теплопередачи выглядит следующим образом:

$$Q = K \cdot F \cdot \Delta T, \quad (3)$$

где K — коэффициент теплопередачи, Вт/(м²·°С); F — поверхность теплообмена, м²; ΔT — средний температурный напор, °С.

Уравнение теплового баланса кожухотрубчатого теплообменника:

$$G_{LC} \cdot c_{LC} \cdot (T_{13} - T_{LC}) = G_n \cdot c_n \cdot (T_{n2} - T_{n1}), \quad (4)$$

где c_{LC} — теплоемкость дизельного топлива ЦО, кДж/(кг·°C); c_n — теплоемкость нефти, кДж/(кг·°C); G_{LC} — расход дизельного топлива ЦО; G_n — расход нефти, кг/с; T_{13} — температура на тарелке № 13 выхода дизельного топлива, °C; T_{LC} — температура возврата ЦО, °C; T_{n1} — температура нефти на входе в теплообменник, °C; T_{n2} — температура нефти на выходе из теплообменника, °C.

По исходным конструктивным данным выполнен поверочный расчет кожухотрубчатого теплообменника. Определены коэффициенты теплоотдачи, коэффициент теплопередачи, решена система уравнений (3) и (4).

На рис. 1 приведена блок-схема алгоритма решения уравнений (3) и (4) кожухотрубчатого теплообменника.

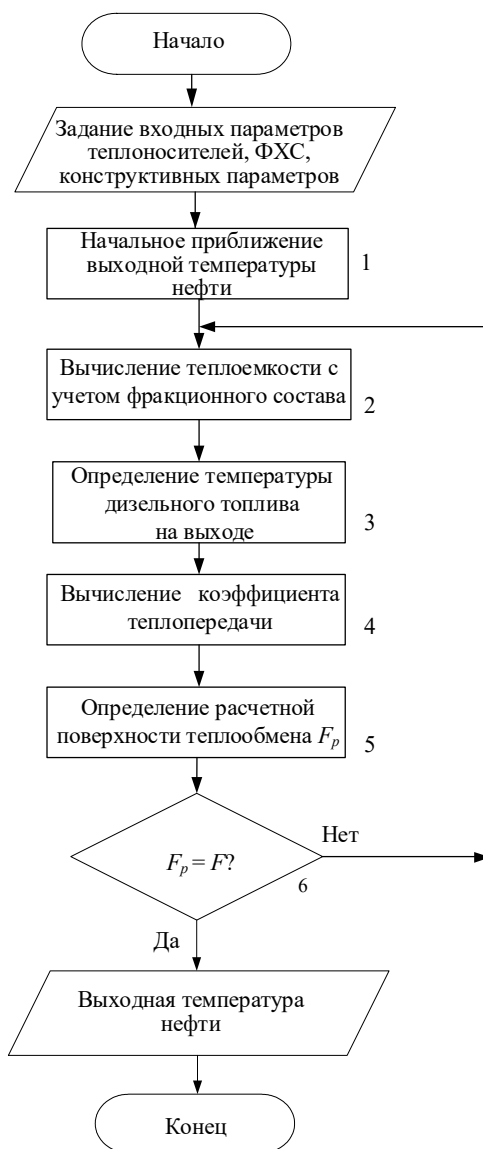


Рис. 1. Блок-схема алгоритма решения системы уравнений теплообменника

Температура дизельного топлива и нефти на выходе определяется с применением метода последовательных приближений. Для этого после задания исходных данных в блоке 1 необходимо выбрать первое приближение выходной температуры горячего теплоносителя (дизельного топлива).

В блоке 2 вычисляются теплоемкость нефти и дизельного топлива с учетом фракционного состава нефти. В блоке 3 выполняется вычисление выходной температуры дизельного топлива посредством решения уравнения теплового баланса теплообменного аппарата (4). В блоке 4 рассчитываются следующие параметры: средний температурный напор, коэффициент теплопередачи чистого теплообменника (1) и коэффициент теплопередачи с учетом коэффициента термического сопротивления слоя загрязнений (2).

В следующем блоке, 5, определяется расчетная площадь теплообмена из уравнения теплопередачи (3). В блоке 6 осуществляется верификация полученного значения расчетной площади. Существенное расхождение между полученным и заданным значениями свидетельствует о некорректном выборе температуры нефти и дизельного топлива. Итерационный расчет продолжается до достижения расхождения между расчетной и заданной площадями теплообмена не более 5 %. Решение системы нелинейных уравнений (3) и (4) реализовано с применением численных методов в среде Matlab.

Результаты расчета определяются при заданных значениях входных температур нефти и дизельного топлива и расходов нефти и дизельного топлива. Задаются свойства нефти (плотность, вязкость), ее фракционный состав по истинной температуре кипения (ИТК), конструктивные параметры теплообменника, тепловая нагрузка, термическое сопротивление слоя загрязнений поверхности труб.

На эффективность процесса теплообмена влияет термическое сопротивление загрязнений поверхности труб. Кроме этого, на выходные параметры, в частности на температуру теплоносителей на выходе, оказывают влияние состав и физико-химические свойства сырья. В данном исследовании использовались физико-химические свойства нефти трех месторождений (таблица 1).

Таблица 1

Физико-химические свойства нефти трех месторождений [12]

Нефть	Плотность ρ , кг/м ³	Выход фракций до 350 °С, %	Вязкость η , мПа·с	Содержание асфальтенов, %
Арланская	891	42,8	35,37	5,80
Туймазинская	856	53,4	10,18	3,40
Кулешовская	819	63,6	3,29	0,70

В таблице 1 приведены физико-химические свойства нефти различных месторождений. Плотность и вязкость связаны с содержанием асфальтенов. При увеличении молекулярной массы, температурного предела выкипания фракций плотность и вязкость возрастают. При этом в нефти с меньшей плотностью выход светлых фракций до 350 °С будет больше. Плотность и вязкость нефти из приведенных в таблице 1 ее физико-химических свойств могут измеряться на потоке и в лаборатории. Для установления связи между термическим коэффициентом сопротивления загрязнений, коэффициентом теплопередачи, а также плотностью и вязкостью нефти также использовались данные таблицы 1.

Для определения термического сопротивления загрязнений предлагается следующая методика. С использованием математической модели теплообменного аппарата, приведенной в работе [13], и формул (1–4) определяются входные и выходные параметры объекта. Они формируют обучающую выборку. Для определения термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи в кожухотрубчатых теплообменниках предлагается применять искусственные нейронные сети [14] и методы машинного обучения, связанные с символьной регрессией и идентификацией систем. Примерами методов символьной регрессии являются SISO [15], TorchSISO [16], PySR [17], SyMANTIC, RGP. Для получения зависимостей между параметрами теплообменного аппарата выбраны методы PySR (High-Performance Symbolic Regression) и SISO (Sure Independence Screening and Sparsifying Operator). Они позволяют находить математические выражения, связывающие исходные данные. Приведенные методы выбраны в связи с тем, что они подходят для работы с малыми наборами данных. Ключевые гиперпараметры метода PySR: `binary_operators` — список бинарных операторов ['+', '-', '*', '/', '^'], `unary_operators` — список унарных операторов ['sin', 'cos', 'exp', 'log', 'sqrt' и др.], `maxsize` — максимальный размер выражения, `iterations` — число итераций, `loss_function` — функция потерь, `population_size` — размер популяции. Ключевые гиперпараметры метода SISO: `n_expansion` — число расширений признаков, `n_term` — число слагаемых в итоговой формуле, `k` — число признаков для L0-регуляризации, `initial_screening` — начальный отбор признаков, `operators` — набор математических операций для генерации признаков.

Для задач идентификации и прогнозирования за определенный период выбрана модель NARX (Nonlinear Autoregressive with Exogenous Inputs) — нелинейная авторегрессионная модель с внешними входами. Для определения ее структуры применялись алгоритмы FROLS (Forward Regression Orthogonal Least Squares) и CatBoostRegressor.

В представленной работе в качестве факторов принимались плотность нефти, температура горячего и холодного теплоносителей на выходе. Выходным параметром зависимости является термическое сопротивление загрязнений, или коэффициент теплопередачи. По математическому выражению, полученному с помощью методов PySR или SISO, CatBoostRegressor или FROLS, и измеренным значениям технологических параметров вычисляется целевой параметр, позволяющий определять коэффициент теплопередачи и сроки технического обслуживания теплообменников.

Результаты исследования. При различных значениях термического загрязнения, плотности и вязкости нефти из разных источников (данные из таблицы 1) в таблице 2 представлены значения коэффициентов теплопередачи.

Таблица 2

Значения коэффициентов теплопередачи

Термическое сопротивление, (м ² ·°C)/Вт	Коэффициент теплопередачи чистого и загрязненного теплообменников, Вт/(м ² °C)		
	Арланская нефть	Туймазинская нефть	Кулешовская нефть
0,00000	95,27486	94,24999	93,19691
0,00018	93,97257	92,97539	91,95044
0,00036	92,70541	91,73479	90,73687
0,00055	91,47196	90,52687	89,55492
0,00073	90,27091	89,35035	88,40336
0,00091	89,10098	88,20401	87,28104
0,00109	87,96099	87,08672	86,18686
0,00127	86,84981	85,99737	85,11978
0,00145	85,76635	84,93495	84,07879
0,00164	84,70959	83,89845	83,06296
0,00182	83,67855	82,88695	82,07138
0,00200	82,67231	81,89954	81,1032

На следующем шаге вычислены выходные температуры теплоносителей (нефти и дизельного топлива) в зависимости от термического сопротивления слоя загрязнений и физико-химических свойств нефти (плотности и вязкости). На рис. 2 и 3 приведены полученные результаты.

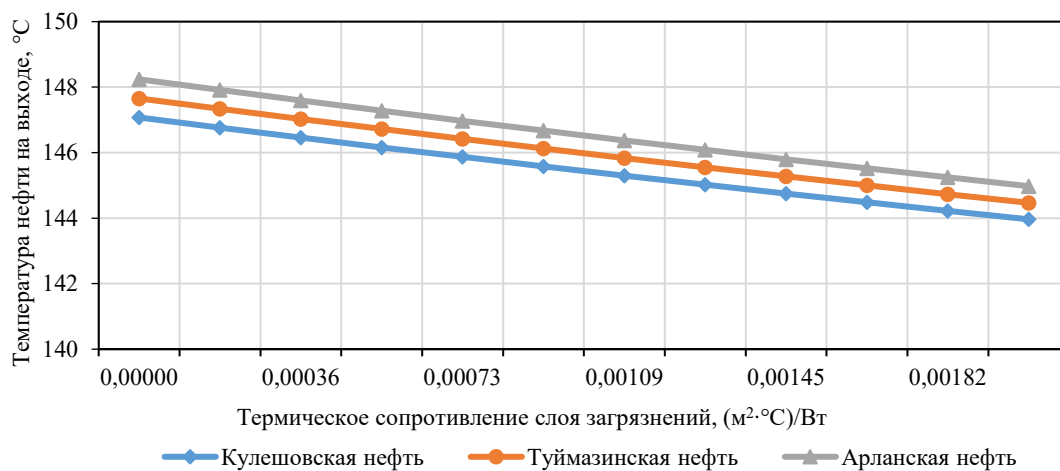


Рис. 2. Температура нефти на выходе

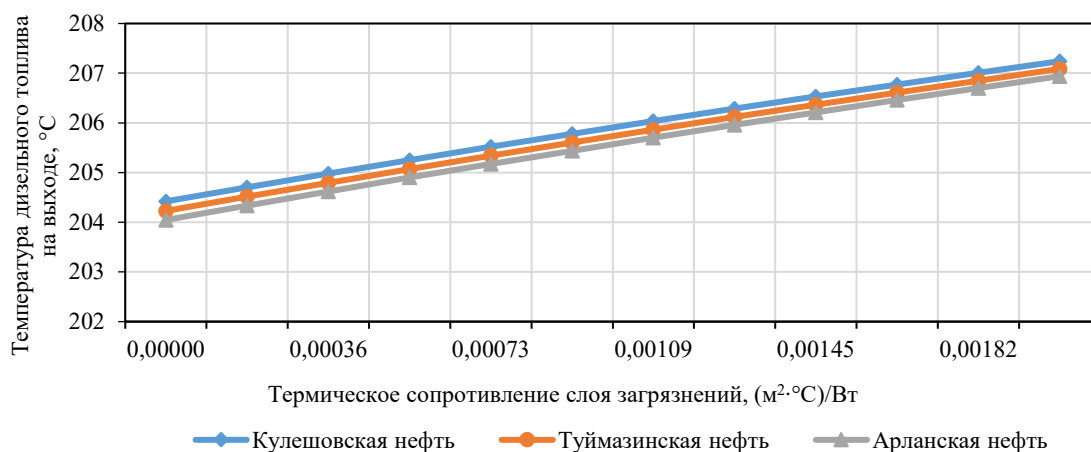


Рис. 3. Температура дизельного топлива на выходе

На графиках, приведенных на рис. 2 и 3, видно, что при наличии термического загрязнения поверхности труб эффективность теплообмена снижается. Температура нагреваемой нефти на выходе не достигает требуемого значения, соответствующего чистому теплообменнику. Для поддержания теплового потока на заданном уровне необходимо увеличить расход или температуру горячего теплоносителя.

Можно заметить, что при увеличении коэффициента термического загрязнения увеличиваются разность и соотношение между выходными температурами нефти и дизельного топлива. Эта закономерность учитывается при выводе зависимости коэффициента термического загрязнения методом SISSO. Также меняется величина отношения выходных температур загрязненного теплообменника к температурам чистого теплообменника. Эта закономерность учитывалась при применении метода PySR.

Для обучения на вход PySR и SISSO подаются значения плотности и температуры нефти на выходе и температура дизельного топлива на выходе. Целевым параметром является термическое сопротивление загрязнений. Инструментом реализации выбран программный пакет Python.

Примеры математических зависимостей для определения термического сопротивления загрязнений, полученных с помощью SISSO:

$$y = k_1 \cdot ((x_2 - x_3) - (x_2 / x_1)) - k_2 \cdot \frac{\ln(x_1)}{x_2 - x_3} + k_3 \cdot \frac{x_2 / x_3}{x_2 - x_3} + k_4, \quad (5)$$

где x_1 — плотность нефти, кг/м³; x_2 — выходная температура дизельного топлива, °C; x_3 — выходная температура нефти, °C; y — термическое сопротивление, (м²·°C)/Вт; k_1 – k_4 — коэффициенты.

С помощью PySR получена математическая зависимость для определения термического сопротивления загрязнений:

$$y = x_0 \times \log(x_1 + k_1) \cdot k_2 - \frac{k_3}{x_2}, \quad (6)$$

где x_0 — плотность нефти, кг/м³; x_1 — отношение выходной температуры дизельного топлива загрязненного теплообменника к выходной температуре дизельного топлива чистого теплообменника; x_2 — отношение выходной температуры нефти загрязненного теплообменника к выходной температуре нефти чистого теплообменника; y — термическое сопротивление, (м²·°C)/Вт; k_1 – k_3 — коэффициенты.

Для сравнения точности полученных зависимостей использована среднеквадратическая ошибка RMSE, определяющая среднюю разницу между прогнозируемыми и исходными данными. RMSE для выражения (5) составляет $1,250371 \cdot e^{-08}$ (м²·°C)/Вт. Для выражения (6) RMSE = $2,336612 \cdot e^{-08}$ (м²·°C)/Вт.

Математические выражения (5, 6) используются для нахождения значений термического сопротивления загрязнений по измеренным параметрам действующей установки.

Для практического применения также необходимо знать величины термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи, определенные не только в данный момент, но и за некоторый период. Для получения последовательности значений термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи необходимы архивные данные за прошлые периоды.

Обучающая и тестовая выборки формировались с помощью динамической модели теплообменного аппарата, приведенной в работе [18], с добавлением в модель зависимостей (5) или (6). После обучения и тестирования моделей существует возможность прогнозирования целевого параметра.

Для моделирования и прогнозирования нескольких значений целевого параметра за определенный период использовалась библиотека Python SysIdentPy. Модель NARX подходит для моделирования динамических систем, где используются как текущие, так и предыдущие значения входов и выходов.

Для выбора структуры модели применены алгоритмы FROLS и CatBoostRegressor. Подобранные лаги входных (xlag) и выходных (ylag) переменных. Значения лагов определены методом перебора.

Для алгоритма FROLS выбраны параметры:

метод оценки параметров модели — LeastSquares и TotalLeastSquares;

– order_selection=True — автоматический подбор порядка модели (количества значимых термов);

– n_terms=12 — максимальное количество термов в итоговой модели;

– model_type="NARMAX" — тип модели;

– xlag=[1,1,1] — лаги для входных переменных;

– ylag=12 — лаги для целевой переменной;

– Polynomial — базовый класс для создания полиномиальных функций с выбором степени полинома (degree=2);

– информационный критерий — AIC (Akaike Information Criterion).

Для алгоритма CatBoostRegressor (регрессор на основе градиентного бустинга) определяются следующие гиперпараметры:

- iterations=500 — количество деревьев в ансамбле;
- learning_rate=0,1 — скорость обучения (шаг градиентного спуска);
- depth=6 — максимальная глубина деревьев;
- xlag=[1,1,1];
- ylag=12.

В данном случае решается задача прогнозирования параметра, вследствие чего получаются результаты, которых до настоящего момента не было. В связи с этим метод постпрогноза является наиболее подходящим. Обработанные данные разделены на две части — для построения модели и постпрогноза в соотношении 80/20.

После обучения модели выполнена оценка ее качества с помощью постпрогноза. Ошибка постпрогноза для алгоритма CatBoostRegressor $RMSE = 0,03573 \text{ Вт}/(\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C})$, для алгоритма FROLS $RMSE = 0,01296 \text{ Вт}/(\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C})$. При формировании обучающей и тестовой выборки использовался диапазон изменения термического сопротивления загрязнений от 0 до $0,0022 \text{ (м}^2 \cdot ^\circ\text{C})/\text{Вт}$, плотности нефти — от 810 до $910 \text{ кг}/\text{м}^3$. Полученные результаты для плотности нефти $900 \text{ кг}/\text{м}^3$ приведены на рис. 4.

Для валидации моделей использованы промышленные данные за 12 отсчетов. Временные ряды измеренных температур нефти и дизельного топлива обработаны с применением медианного фильтра. В качестве дополнительной информации использовались экспертные оценки технологов (в части дат плановых очисток теплообменников).

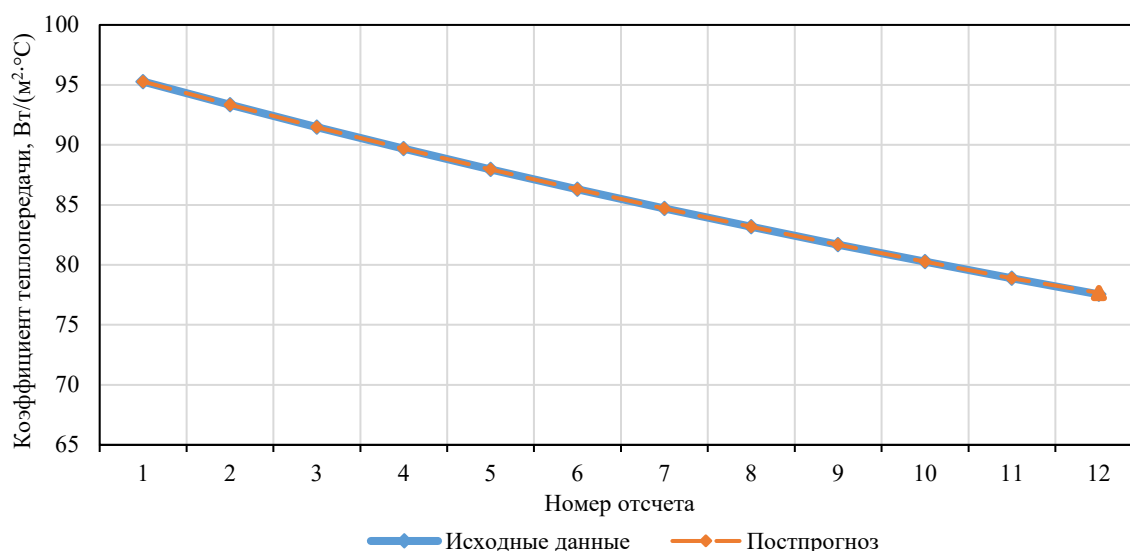


Рис. 4. Реальное и прогнозируемое значения коэффициента теплопередачи

Для чистого теплообменника коэффициент теплопередачи составляет $95 \text{ Вт}/(\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C})$, а через 12 отсчетов — $77 \text{ Вт}/(\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C})$. За это время коэффициент теплопередачи снизился на 18,61 %. Через 18 отсчетов (на рис. 4 не показано) коэффициент теплопередачи снизился на 25,2 %, что свидетельствует о необходимости проведения очистки оборудования для поддержания эффективности работы. Подобным образом можно выполнить прогноз целевого параметра в случае изменения плотности нефти.

Сравнивая значения коэффициента теплопередачи для чистого и загрязненного теплообменников за определенный период, можно сделать вывод о снижении эффективности теплообмена. При снижении параметра на 25 – 30 % формируется информация о необходимости очистки теплообменного аппарата.

Обсуждение. Результаты поверочного теплового расчёта кожухотрубчатого теплообменника установки переработки нефти малой мощности подтверждают корректность построенной математической модели. При увеличении суммарного термического сопротивления загрязнений от 0 до $0,002 \text{ (м}^2 \cdot ^\circ\text{C})/\text{Вт}$ коэффициент теплопередачи снижается приблизительно на 13 – 14 % для всех трёх исследований нефти из различных источников.

Установлена зависимость эффективности теплообмена от физико-химических свойств нефти. При увеличении плотности коэффициент теплопередачи несколько возрастает вследствие более высокой теплоёмкости и теплопроводности. Вместе с тем более тяжёлая нефть содержит больше асфальтосмолистых веществ, ускоряющих нарастание загрязнений. Таким образом, влияние плотности носит двойственный характер и требует дальнейшего изучения.

Методы символьной регрессии PySR и SISO показали высокую точность восстановления аналитических зависимостей: RMSE составили $1,25 \cdot 10^{-8}$ и $2,34 \cdot 10^{-8}$ ($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C}$)/Вт соответственно. Выражение, полученное методом SISO, представляется более практически применимым, поскольку не требует эталонных значений температур чистого теплообменника.

В задаче прогнозирования алгоритм FROLS в составе модели NARX превзошёл CatBoostRegressor по точности (RMSE = 0,013 против 0,036 Вт/($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C}$), что объясняется лучшей приспособленностью ортогональной регрессии к малым выборкам с гладкими динамическими зависимостями. Установленный критерий очистки (снижение коэффициента теплопередачи на 25–30 %) позволяет перейти от реактивной к проактивной стратегии технического обслуживания.

Заключение. В работе представлена методика определения коэффициента термического сопротивления загрязнений и коэффициента теплопередачи кожухотрубчатого теплообменника установки переработки нефти малой мощности на основе методов машинного обучения. В ходе исследования выполнен поверочный тепловой расчёт кожухотрубчатого теплообменника с использованием итерационного алгоритма решения системы уравнений теплопередачи и теплового баланса. Показано, что с ростом коэффициента термического загрязнения поверхности труб коэффициент теплопередачи снижается, а выходные температуры теплоносителей отклоняются от значений, соответствующих чистому аппарату. Установлено также влияние физико-химических свойств нефти — плотности и вязкости — на выходные параметры теплообменника.

С применением методов символьной регрессии PySR и SISO получены аналитические зависимости коэффициента термического сопротивления загрязнений от выходных температур нефти и дизельного топлива, а также от плотности нефти. Среднеквадратическая ошибка полученных выражений не превышает $1,25 \cdot 10^{-8}$ и $2,34 \cdot 10^{-8}$ ($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C}$)/Вт, что свидетельствует об их высокой точности.

Для прогнозирования коэффициента теплопередачи во времени применены алгоритмы FROLS и CatBoostRegressor в рамках модели NARX. По результатам постпрогноза, ошибка для алгоритма FROLS составила RMSE = 0,013 Вт/($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C}$), для CatBoostRegressor — RMSE = 0,036 Вт/($\text{м}^2 \cdot ^\circ\text{C}$). На основе динамики прогнозируемого коэффициента теплопередачи показано, что снижение данного параметра на 25–30 % относительно значения чистого теплообменника является обоснованным критерием для назначения технического обслуживания.

Валидация разработанных моделей выполнена с использованием промышленных данных и экспертных оценок технологов, что подтверждает применимость предложенной методики в реальных условиях эксплуатации.

Практическая значимость работы состоит в том, что разработанная методика позволяет по оперативно измеряемым технологическим параметрам — выходным температурам теплоносителей и плотности нефти — определять степень загрязнения теплообменного аппарата и прогнозировать сроки его очистки, что способствует повышению энергоэффективности и сокращению внеплановых простоев установок переработки нефти.

В перспективе предполагается расширение применения методики для других типов теплообменного оборудования, а также её интеграция в автоматизированные системы управления технологическими процессами.

Список литературы / References

1. Elistratova Y, Seminenko A, Minko V. Relevance of Contamination Models for Diagnostics of Plate Heat Exchangers. *Bulletin of Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov*. 2020;5(10):33–40. <https://doi.org/10.34031/2071-7318-2020-5-10-33-40>
2. Антипов А.И., Голубев Л.Г., Мухтаров Я.С. Влияние отложений в теплообменной аппаратуре на термические сопротивления и энергетические затраты на объектах промысловой подготовки нефти. *Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики*. 2003;(5–6):28–35.
- Antipov AI, Golubev LG, Mukhtarov YaS. The Effect of Deposits of Solids in Heat Exchange Equipment on Thermal Resistances and Power Supply Costs in the Oil Fields Dealing with Oil Preparation. *Power Engineering: Research, Equipment, Technology*. 2003;5–6:28–35.
3. Демин А.М., Науменко А.П. Диагностирование теплообменного оборудования на основе режимных параметров установки гидроочистки дизельных топлив. *Омский научный вестник*. 2019;166(4):84–88. <https://doi.org/10.25206/1813-8225-2019-166-84-88>
- Demin AM, Naumenko AP. Diagnostics of Heat Exchange Equipment on Basis of Operating Parameters of Diesel Fuel Hydrotreating Unit. *Omsk Scientific Bulletin*. 2019;166(4):84–88. <https://doi.org/10.25206/1813-8225-2019-166-84-88>
4. Позевалкин В.В., Поляков А.Н. Реализация цифровой модели тепловых характеристик на основе температурного поля. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2024;24(2):178–189. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2024-24-2-178-189>
- Pozevalkin VV, Polyakov AN. Implementation of a Digital Model of Thermal Characteristics Based on the Temperature Field. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2024;24(2):178–189. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2024-24-2-178-189>

5. Губарева К.В., Еремин А.В. Численное решение задачи теплопроводности в пористой пластине с топологией трижды периодических минимальных поверхностей. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2025;25(1):23–31. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2025-25-1-23-31>
- Gubareva KV, Eremin AV. Numerical Solution to the Problem of Thermal Conductivity in a Porous Plate with a Topology of Triply Periodic Minimal Surfaces. *Advanced Engineering Research (Rostov-on-Don)*. 2025;25(1):23–31. <https://doi.org/10.23947/2687-1653-2025-25-1-23-31>
6. Konygin SB, Konovalenko DV, Kryuchkov DA. Estimating the Effect of Instrument Accuracy on the Accuracy of Mathematical Modeling of Quality Indicators of Oil Treatment for Transportation. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2020;862(3):032068. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/862/3/032068>
7. Martins T, Spengler AW, Oliveira JLG, de Paiva KV, Seman LO. Active Control System to Prevent Malfunctioning Caused by the Pressure Difference in Gasket Plate Heat Exchangers Applied in the Oil and Gas Industry. *Sensors*. 2022;22(12):4422. <https://doi.org/10.3390/s22124422>
8. Gil'fanov KK, Shakirov RA. Neural Network Modeling of Thermal Hydraulic Efficiency of Promising Surface Heat Transfer Intensifiers. *Russian Aeronautics*. 2021;64(1):61–70. <https://doi.org/10.3103/S1068799821010086>
9. Tugashova LG, Zatonskiy AV. Comparison of Methods for Heat Exchanger Control. *Theoretical Foundations of Chemical Engineering*. 2021;55(1):53–61. <https://doi.org/10.1134/S0040579520060226>
10. Sahoo A, Radhakrishnan TK, Sankar Rao C. Modeling and Control of a Real Time Shell and Tube Heat Exchanger. *Resource-Efficient Technologies*. 2017;3(1):124–132. <https://doi.org/10.1016/j.reffit.2016.12.001>
11. Глаголева О.Ф., Капустин В.М., Пискунов И.В., Усманов МР. Регулирование агрегативной устойчивости сырьевых смесей и товарных нефтепродуктов (обзор). *Нефтехимия*. 2020;60(5):577–585.
- Glagoleva OF, Kapustin VM, Piskunov IV, Usmanov MR. Controlling the Aggregative Stability of Feedstock Blends and Petroleum Products. *Petroleum Chemistry*. 2020;60(5):971–978. <https://doi.org/10.1134/S0965544120090108>
12. Капустин В.М., Рудин М.Г., Кукес С.Г. *Справочник нефтепереработчика*. Москва: Химия; 2018. 416 с.
- Kapustin VM, Rudin MG, Kukes SG. *Handbook of Oil Refiner*. Moscow: Khimiya; 2018. 416 p. (In Russ.)
13. Тугашова Л.Г. *Повышение энергоэффективности и производительности на объектах топливно-энергетического комплекса с применением методов моделирования и оптимизации*. Монография. Альметьевск: АГТУ ВШН; 2025. 100 с.
- Tugashova LG. *Increasing Energy Efficiency and Productivity at Fuel and Energy Complex Facilities Using Modeling and Optimization Methods*. Monograph. Almet'yevsk: ASTU "HSO"; 2025. 101 p. (In Russ.)
14. Дерябин И.А., Королев В.В., Сорокин Г.С. Использование рекуррентной нейронной сети для решения обратной задачи теплопроводности применительно к расчету температуры оборудования с ВВЭР. *Известия вузов. Ядерная энергетика*. 2024;(4):144–154. <https://doi.org/10.26583/npe.2024.4.12>
- Deryabin IA, Korolev VV, Sorokin GS. Using a Recurrent Neural Network for Solving Inverse Heat Conduction Problem with Application to Calculating the Temperature of Equipment of VVER-Based NPPs. *Nuclear Power Engineering*. 2024;(4):144–154. <https://doi.org/10.26583/npe.2024.4.12>
15. Xiaolin Jiang, Guanqi Liu, Jiaying Xie, Zhenpeng Hu. Boosting SISSO Performance on Small Sample Datasets by Using Random Forests Prescreening for Complex Feature Selection. [arXiv:2409.19209](https://arxiv.org/abs/2409.19209)
16. Muthyalala M, Sorourifar F, Paulson JA. TorchSISSO: A PyTorch-Based Implementation of the Sure Independence Screening and Sparsifying Operator for Efficient and Interpretable Model Discovery. *Digital Chemical Engineering*. 2024;13:100198. <https://doi.org/10.1016/j.dche.2024.100198>
17. Tonda A. Review of PySR: High-Performance Symbolic Regression in Python and Julia. *Genetic Programming and Evolvable Machines*. 2025;26:7. <https://doi.org/10.1007/s10710-024-09503-4>
18. Затонский А.В., Тугашова Л.Г. Идентификация параметров динамической модели теплообменного аппарата. *Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления*. 2020;33:99–114. <https://doi.org/10.15593/2224-9397/2020.1.06>
- Zatonskiy AV, Tugashova LG. Identification of Parameters of a Dynamic Model of a Heat Exchange Apparatus. *Perm National Research Polytechnic University Bulletin. Electrotechnics, Information Technologies, Control Systems*. 2020;33:99–114. <https://doi.org/10.15593/2224-9397/2020.1.06>

Об авторах:

Лариса Геннадьевна Тугашова, кандидат технических наук, доцент кафедры «Автоматизация и информационные технологии» Альметьевского государственного технологического университета «Высшая школа нефти» (423462, Российская Федерация, г. Альметьевск, ул. Советская, 186 а), [SPIN-код](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearcherID](#), tugashova@yandex.ru

Андрей Владимирович Затонский, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Автоматизация и информационные технологии» Березниковского филиала Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Российская Федерация, г. Пермь, пр. Комсомольский, 29), [SPIN-код](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearchGate](#), z Xenon@narod.ru

Заявленный вклад авторов:

Л.Г. Тугашова: формальный анализ, проведение исследования, разработка методологии, написание черновика рукописи, написание рукописи – рецензирование и редактирование.

А.В. Затонский: формальный анализ, написание черновика рукописи, написание рукописи – рецензирование и редактирование.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Larisa G. Tugashova, Cand.Sci. (Eng.), Associate Professor of the Department of Automation and Information Technologies, Almet'yevsk State Technological University "Higher School of Petroleum" (186 a, Sovetskaya Str., Almet'yevsk, 423462, Russian Federation), [SPIN-code](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearcherID](#), tugashova@yandex.ru

Andrey V. Zatonskiy, Dr.Sci. (Eng.), Professor, Head of the Department of Automation and Information Technologies, Perm National Research Polytechnic University, Berezniki Branch (29, Komsomolsky Pr, Perm, 614990, Russian Federation), [SPIN-code](#), [ORCID](#), [ScopusID](#), [ResearchGate](#), z Xenon@narod.ru

Claimed Contributorship:

LG Tugashova: formal analysis, investigation, methodology, writing – original draft preparation, writing – review & editing.

AV Zatonskiy: formal analysis, writing – original draft preparation, writing – review & editing.

Conflict of Interest Statement: the authors declare no conflict of interest.

The authors have read and approved the final version of the manuscript.

Поступила в редакцию / Received 16.02.2026

Поступила после рецензирования / Reviewed 13.03.2026

Принята к публикации / Accepted 23.03.2026