



СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ МЕТОДОВ РАСЧЕТА УЗЛА НАГРЕВАНИЯ МАСЛА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЦИФРОВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Рагулин А.А.^{1,3}, Бронская В.В.¹, Бальзамов Д.С.²

¹Казанский национальный исследовательский технологический университет,
г. Казань, Россия

²Казанский государственный энергетический университет, г. Казань, Россия

³ПАО «СИБУР Холдинг», ПАО «Казаньоргсинтез» г. Казань, Россия
dbalzatov@mail.ru

Резюме: *АКТУАЛЬНОСТЬ.* Вопросы эффективного использования топливно-энергетических ресурсов в промышленности России остаются крайне важными, что подтверждается принятием ряда законодательных и нормативных документов на федеральном и региональном уровнях. Исторически сложившаяся структура энергокомплексов предприятий, включая производства с использованием масляных систем, формировалась в условиях низких цен на энергоносители, что привело к недостаточной энергоэффективности технологических процессов. В связи с этим актуальной задачей становится модернизация существующих узлов, в частности, систем нагрева масла, с применением современных методов технологического моделирования. **ЦЕЛЬ.** Исследование узла нагрева масла с целью оптимизации его теплового режима, снижения энергопотерь и разработки мероприятий по повышению энергоэффективности с использованием инструментов технологического моделирования является целью данного исследования. **МЕТОДЫ.** Для достижения поставленных целей применялись: системный анализ тепловых и технологических процессов, математическое и компьютерное моделирование теплообмена в узле нагрева масла, методы энерготехнологического комбинирования для выявления резервов энергосбережения. **РЕЗУЛЬТАТЫ.** В рамках исследования проведены: анализ тепловых потерь в узле нагрева масла, моделирование тепловых потоков с учетом изменения вязкости и теплоемкости масла, оценка эффективности работы теплообменного оборудования и выявление «узких мест». Предлагаемые решения: внедрение дополнительного теплообменника для утилизации тепла отходящих газов, оптимизация режимов нагрева за счет автоматизации управления температурными параметрами, использование рекуперативных схем для повышения КПД системы. **ЗАКЛЮЧЕНИЕ.** Реализация предложенных мер позволит получить экономию в размере составил 6,55 млн рублей в год. Применение инструментов технологического моделирования при модернизации узла нагрева масла позволяет оптимизировать тепловые процессы, сократить энергопотери и повысить экономическую эффективность производства. Внедрение предложенных решений обеспечит значительную экономию энергоресурсов при относительно коротком сроке окупаемости. Реализация данного проекта внесет вклад в цифровую трансформацию процессов теплопередачи и энергоэффективности в нефтехимической промышленности за счет применения технологий искусственного интеллекта и машинного обучения. Это соответствует ключевым направлениям Стратегии научно-технологического развития РФ, включая переход к интеллектуальным производственным системам, обработку больших данных и внедрение методов автоматизированного управления. Таким образом, предлагаемый подход открывает новые возможности для цифровизации нефтехимических производств, повышая их эффективность, экологичность и конкурентоспособность в соответствии с приоритетами НТР РФ.

Ключевые слова: теплообменное оборудование; ТЛВ-330; кожухотрубчатый теплообменник; модернизация; технологическое моделирование; Aspen HYSYS; Aspen EDR; машинное обучение.

Для цитирования: Рагулин А.А., Бронская В.В., Бальзамов Д.С. Совершенствование методов расчета узла нагрева масла с использованием цифрового моделирования и машинного обучения // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2025. Т. 27. № 5. С. 168-181. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-5-168-181.

IMPROVEMENT OF OIL HEATING UNIT CALCULATION METHODS USING DIGITAL MODELING AND MACHINE LEARNING

Ragulin A.A.^{1,3}, Bronskaya V.V.¹, Balzamor D.S.²

¹Kazan National Research Technological University, Kazan, Russia

²Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia

³SIBUR, Kazanorzsintez

dbalzamor@mail.ru

Abstract: *THE RELEVANCE.* The issues of efficient use of fuel and energy resources in the Russian industry remain extremely important, which is confirmed by the adoption of a number of legislative and regulatory documents at the federal and regional levels. Historically, the structure of energy complexes of enterprises, including production using oil systems, was formed in conditions of low energy prices, which led to insufficient energy efficiency of technological processes. In this regard, the modernization of existing components, in particular, oil heating systems, using modern methods of technological modeling, becomes an urgent task. *THE PURPOSE.* The study of oil heating unit in order to optimize its thermal regime, reduce energy losses and develop measures to improve energy efficiency using technological modeling tools is the purpose of this study. *METHODS.* To achieve the set objectives the following methods were used: system analysis of thermal and technological processes, mathematical and computer modeling of heat exchange in the oil heating unit, methods of energy-technological combination to identify energy saving reserves. *RESULTS.* Within the framework of the research there were carried out: analysis of heat losses in the oil heating unit, modeling of heat flows taking into account changes in viscosity and heat capacity of oil, evaluation of efficiency of heat exchange equipment and identification of “bottlenecks”. Proposed solutions: introduction of an additional heat exchanger for waste gas heat recovery, optimization of heating modes by means of automation of temperature parameters control, use of recuperative schemes to increase system efficiency. *CONCLUSION.* Implementation of the proposed measures will result in savings of up to 6.55 million rubles per year. Application of technological modeling tools in modernization of oil heating unit allows to optimize thermal processes, reduce energy losses and increase economic efficiency of production. Implementation of the proposed solutions will provide significant energy savings with a relatively short payback period. The implementation of this project will contribute to the digital transformation of heat transfer processes and energy efficiency in the petrochemical industry through the application of artificial intelligence and machine learning technologies. This corresponds to the key directions of the Strategy for Scientific and Technological Development of the Russian Federation, including the transition to intelligent production systems, big data processing and the introduction of automated control methods. Thus, the proposed approach opens up new opportunities for the digitalization of petrochemical industries, increasing their efficiency, environmental friendliness and competitiveness in accordance with the priorities of scientific and technological development of the Russian Federation.

Keywords: heat exchanger equipment; TLV-330; shell and tube heat exchanger; modernization; process modeling; Aspen Hysys; Aspen Exchanger Design and Rating (EDR); machine learning.

For citation: Ragulin A.A., Bronskaya V.V., Balzamor D.S. Improvement of oil heating unit calculation methods using digital modeling and machine learning. *Power engineering: research, equipment, technology.* 2025; 27 (5): 168-181. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-5-168-181.

Введение (Introduction)

Масляные теплообменные циклы используются для нагревания различных технологических сред. В отличие от традиционных теплоносителей – водяного пара и воды – масляные теплообменные циклы имеют ряд преимуществ, среди которых широкий температурный диапазон (от минус 115 до 410°C), равномерность распределения тепла, высокий коэффициент теплоотдачи, защита оборудования от коррозии и возможность организации замкнутого теплообменного цикла. Главное преимущество масляных теплообменных циклов – возможность достижения высоких температур сред при низких давлениях [1].

В рассматриваемом масляном теплообменном цикле используется высококипящий теплоноситель ТЛВ-330 (ТУ 2422-022-29727929-2001), представляющий собой смесь

полиалкилбензолов и получаемый алкилированием бензола различными альфа-олефинами [2].

В настоящее время уровень развития информационных технологий достиг того уровня, при котором есть возможность проверки различных гипотез, связанных с модернизацией и оптимизацией химико-технологических процессов, не сразу на реальных производствах в виде опытно-промышленных испытаний, а предварительно на математических моделях этих производств. Такая возможность предоставляется благодаря использованию различных инструментов технологического моделирования [3, 4].

Одной из основных задач технологического моделирования является определение оптимального режима протекания производственного процесса. При этом могут быть приняты различные критерии оптимальности, например, производительность установки, узла или отдельной технологической линии, конверсия или селективность процесса, чистота продукта [5].

Многие крупные компании нефтегазохимического сектора (ПАО «СИБУР Холдинг», ПАО «Татнефть», ПАО «Газпром нефть», ПАО «НК «Роснефть» и другие) активно используют инструменты технологического моделирования для проверки своих технологических гипотез.

Использование инструментов технологического моделирования в рамках оценки возможности модернизации узла нагревания масла позволит рассчитать требуемую тепловую нагрузку, рассчитать и подобрать необходимый теплообменный аппарат, а также оценить экономический эффект мероприятия.

Несмотря на большое количество доступных инструментов и сред для технологического и математического моделирования, среди которых представлены не только зарубежные (Aspen HYSYS, Aspen Plus, Aspen EDR, ChemCAD и др.), но и российские (Комфорт, GIBBS, ДВСИМ, АЭРОСИМ) разработки, предпочтение отдано именно программному обеспечению компании AspenTech ввиду большого опыта и высокого уровня доверия к продуктам на мировом рынке [6].

В качестве основных инструментов для технологического моделирования выбраны Aspen HYSYS (моделирование процессов нефтепереработки и процессов органического синтеза) и Aspen EDR (специализированное программное обеспечение для расчета и подбора теплообменного оборудования).

Цель исследования Модернизация узла нагревания масла путем дополнительного перенаправления потока масла через кожухотрубчатый теплообменник, обогреваемый природным газом.

Литературный обзор (Literature Review)

Моделирование узла нагрева масла с использованием современных инструментов позволяет решать проблемы существующих производств, повышать выход продукции и оптимизировать технологические процессы установки [1-3]. Эти результаты достигаются за счет разработки сценариев оптимизации, оценки эффективности оборудования при изменении режимных параметров и состава сырья [4-6].

Для моделирования химико-технологических процессов применяются специализированные симуляторы, позволяющие с высокой точностью воспроизводить работу промышленных установок через математическое описание физико-химических превращений. Среди наиболее востребованных в нефтегазохимической отрасли программных решений можно выделить Aspen HYSYS, Petro-SIM, GIBBS, «Аэросим» и другие аналогичные платформы [7-9].

Представленная методология позволяет детально анализировать исследуемый объект и выполнять комплексные расчеты, реализация которых в промышленных условиях сопряжена с техническими сложностями или представляет потенциальную опасность. Кроме того, для математического моделирования химико-технологических процессов всё активнее применяются алгоритмы машинного обучения [10-12].

Представленная методология позволяет получать достоверные технологические показатели, минуя этап сложных инженерных вычислений – исключительно за счет аппроксимационных коэффициентов, полученных в ходе тренировки модели. Инновационное направление в моделировании химико-технологических процессов предполагает интеграцию традиционных и машинно-обучаемых методов [13-15]. Изначально процесс рассчитывается в симуляционном пакете, а выходные данные структурируются в обучающую выборку для алгоритмов ИИ. Данная стратегия обеспечивает экспресс-оценку параметров процесса без потери точности прогнозирования.

Машинное обучение опирается на специализированные алгоритмы, способные выявлять скрытые взаимосвязи в исходных данных и формировать прогнозные решения

[16-19]. Ключевое преимущество таких моделей заключается в возможности генерирования выходных параметров технологического процесса без выполнения традиционных расчетных процедур – исключительно на основе выведенных в процессе обучения математических зависимостей. Современные ML-алгоритмы (Machine Learning) представляют собой самообучающиеся системы, которые анализируют входные параметры, определяют характерные закономерности и вырабатывают прогнозные решения [20].

Материалы и методы (Materials and methods)

Проделанную работу по исследованию возможности модернизации узла нагревания масла условно можно разделить на три этапа.

Первый этап – моделирование узла нагревания масла до и после модернизации в программном пакете Aspen HYSYS. На данном этапе производился сбор исходных данных для моделирования, среди которых, главным образом, температуры, давления, расходы (массовые или объемные) и составы входящих потоков, разработка гипотетического компонента по известным физическим свойствам рассматриваемого масла, непосредственное построение моделей узла нагревания до и после предполагаемой модернизации, проверка модели на адекватность и анализ результатов моделирования.

Второй этап – моделирование кожухотрубчатого теплообменника в Aspen EDR. На данном этапе производился сбор исходных данных на основании результатов предыдущего этапа, разработка модели теплообменника, корректировка модели с учетом индивидуальных параметров процесса и геометрии теплообменного оборудования и анализ результатов моделирования.

Третий этап – оценка экономической целесообразности предложенного мероприятия по модернизации и формирование рекомендаций. На данном этапе оцениваются капитальные и операционные затраты (при наличии), а также экономический эффект (как правило, годовой) внедрения предложенного мероприятия и принимается решение о целесообразности или нецелесообразности технологического решения. При необходимости более точной оценки жизнеспособности проекта проводится оценка чистого приведенного дохода NPV, внутренней нормы доходности IRR, индекса рентабельности PI и срока окупаемости PP.

Результаты (Results)

Теплоноситель ТЛВ-330 не имеет конкретного химического состава, что вызывает определенные трудности при моделировании узла нагревания в программном пакете Aspen HYSYS (нет возможности напрямую задать поток теплоносителя). По этой причине появилась необходимость создать гипотетический компонент, который по предоставленным физическим свойствам соответствует теплоносителю ТЛВ-330.

Гипотетический компонент в Aspen HYSYS представляет собой пользовательский компонент, не имеющий конкретного химического состава и отсутствующий в библиотеках программного обеспечения, который может быть определен с помощью задания различных физических свойств, например, температура кипения, плотность, молекулярная масса и другие.

Для теплоносителя ТЛВ-330 в открытых источниках есть зависимости плотности, теплоемкости, динамической вязкости и теплопроводности от температуры в диапазоне от 0 до 300°C [21].

Технология выбранного узла предполагает нагревание масла от 120 до 260°C при отсутствии различных фазовых переходов. Количество теплоты, которое необходимо сообщить теплоносителю для нагревания от начальной до конечной температуры без фазовых переходов можно оценить по формуле (1) [7]:

$$Q = c \cdot G \cdot (t_k - t_n) \quad (1)$$

где Q – требуемое количество теплоты, Вт; G – массовый расход среды, кг/с; c – теплоемкость среды, Дж/(кг·К); t_n и t_k – начальная и конечная температуры среды соответственно, °C или К.

По формуле (1) можно сделать вывод, что определяющим физическим свойством вещества при нагревании или охлаждении сред без фазовых переходов является теплоемкость.

Была проведена верификация созданной модели гипотетического компонента по плотности и теплоемкости масла. Результаты верификации представлены в таблице 1.

Таблица 1
Table 1Верификация гипотетического компонента
Verification of a hypothetical component

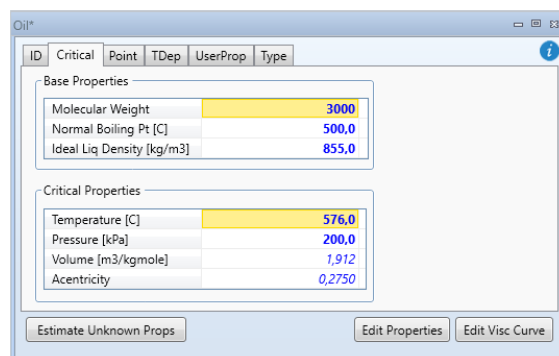
Температура, °C	Плотность, кг/м ³		Отклонение, %	Теплоемкость, кДж/(кг·К)		Отклонение, %
	Факт	Модель		Факт	Модель	
0	865,00	863,41	0,18	1,70	1,69	0,48
20	853,00	852,62	0,04	1,78	1,78	0,12
40	842,00	841,81	0,02	1,86	1,87	0,59
60	832,00	830,95	0,13	1,94	1,96	0,92
80	820,00	820,03	0,00	2,05	2,04	0,33
100	810,00	809,01	0,12	2,13	2,13	0,14
120	788,00	797,89	1,25	2,18	2,21	1,33
140	798,00	786,64	1,42	2,26	2,29	1,29
160	776,00	775,25	0,10	2,34	2,37	1,19
180	765,00	763,71	0,17	2,42	2,44	1,02
200	755,00	751,98	0,40	2,50	2,52	0,79
220	740,00	740,06	0,01	2,56	2,59	1,30
240	732,00	727,90	0,56	2,64	2,67	0,95
260	722,00	715,48	0,90	2,71	2,74	0,93
280	712,00	702,77	1,30	2,79	2,80	0,49
300	701,00	689,71	1,61	2,86	2,87	0,37

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

Максимальное отклонение по плотности составило 1,61%, по теплоемкости – 1,30%, а значит, что гипотетический компонент очень точно описывает необходимые для оценки тепловой нагрузки физические свойства теплоносителя и может быть использован для моделирования.

Настройка гипотетического компонента осуществлялась по следующим параметрам: молекулярная масса Molecular Weight, нормальная температура кипения Normal Boiling Pt, плотность Ideal Liq Density, критическая температура Critical Temperature и критическое давление Critical Pressure. При этом оставшиеся параметры – критический объем Critical Volume и ацентричность Acentricity – рассчитываются на основании введенных параметров.

Окно настройки гипотетического компонента приведено на рисунке 1.

Рис. 1. Окно настройки гипотетического компонента
Fig. 1. Hypothetical component configuration window

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

В разработанных моделях в Aspen HYSYS поток теплоносителя именуется «Oil», поток природного газа – «Gas», причем, если поток входящий, к нему добавляется «in», если поток выходящий – «out».

Исходные данные для моделирования представлены в таблице 2.

Таблица 2
Table 2

Исходные данные для моделирования
Initial data for modeling

Параметр	Единица измерения	Значение		
		Теплоноситель ТЛВ-330 (Oil)	Природный газ (Gas)	
Массовый расход	кг/ч	17 230,00	76 347,54	
Объемный расход	нм ³ /ч	—	239,7	
Начальная температура	°C	120,0	150,0	
Конечная температура	°C	260,0	—	
Начальное давление	кПа	230	4 900	
Состав потока	% об.	гипотетический компонент (верификация по физическим свойствам)	метан CH ₄ этан C ₂ H ₆ пропан C ₃ H ₈ <i>i</i> -бутан C ₄ H ₁₀ азот N ₂ водород H ₂ гелий He	91,46 4,89 0,16 0,03 3,23 0,03 0,20

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

По исходных данным с учетом разработанного гипотетического компонента в Aspen HYSYS были разработаны упрощенные модели узла нагревания масла до и после модернизации.

Термодинамический пакет – Peng-Robinson.

Упрощенная модель узла нагревания масла до модернизации приведена на рисунке 2.

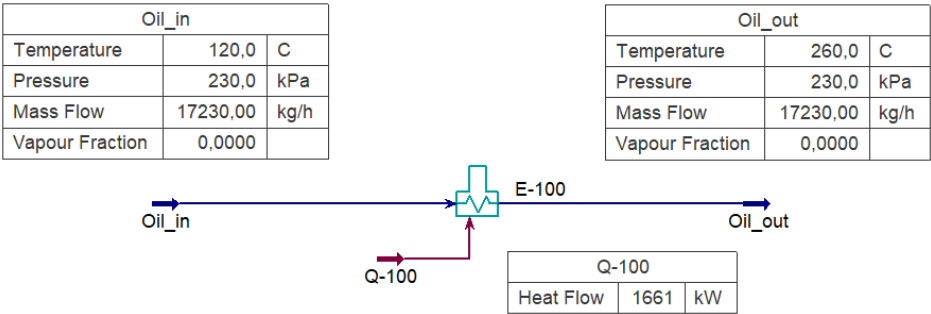


Рис. 2. Упрощенная модель узла нагревания масла до модернизации Fig. 2. Simplified model of oil heating unit before modernization

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

Упрощенная модель узла нагревания масла после модернизации приведена на рисунке 3.

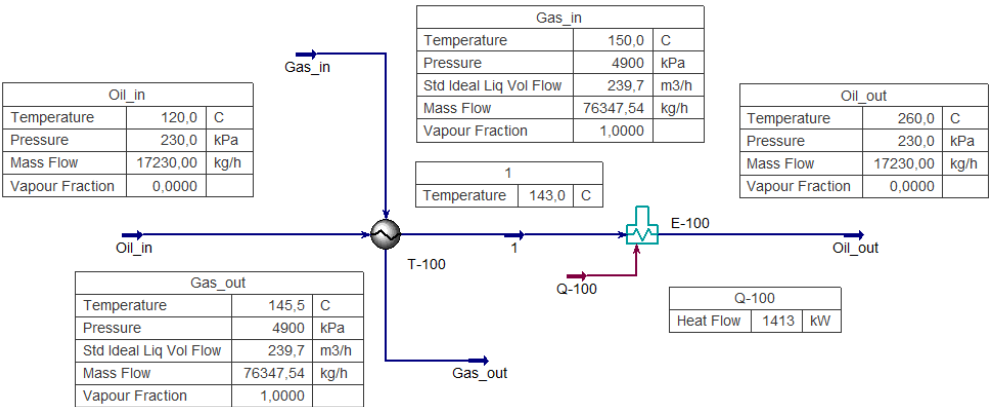


Рис. 3. Упрощенная модель узла нагревания масла после модернизации Fig. 3. Simplified model of oil heating unit after modernization

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

Проведен детальный расчет теплообменника Т-100 в Aspen EDR с целью более точного определения требуемой тепловой нагрузки и подбора аппарата и составлена тепловая диаграмма. В качестве исходных данных была использована модель теплообменника Т-100, представленная на рисунке 3 (импорт модели Aspen HYSYS в Aspen EDR).

По результатам расчета предлагается использовать одноходовой по трубному и межтрубному пространствам кожухотрубчатый теплообменник типа ВЕМ (по стандартам ТЕМА) с поверхностью теплообмена $460,8 \text{ м}^2$ (необходимая поверхность теплообмена – $449,3 \text{ м}^2$). При этом движущая сила процесса нагревания масла – средняя логарифмическая разность температур – составляет $21,6^\circ\text{C}$. Тепловая нагрузка – 552 кВт .

Геометрические размеры предполагаемого теплообменника представлены на рисунке 4.

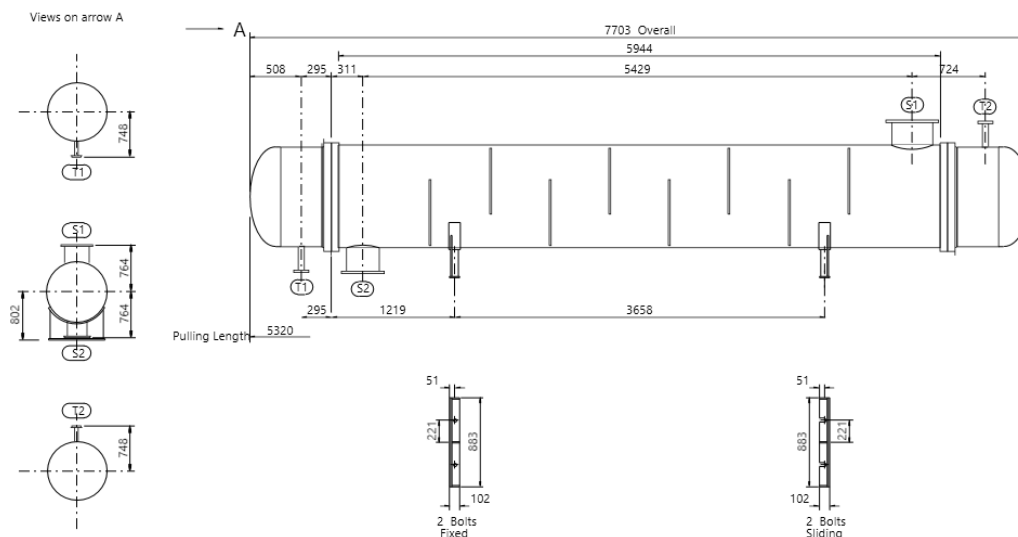


Рис. 4. Геометрические размеры кожухотрубчатого теплообменника из Aspen EDR Fig. 4. Geometric dimensions of the shell and tube heat exchanger from Aspen EDR

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

При необходимости из Aspen EDR можно вывести различную информацию, например, геометрию предполагаемого теплообменника, число Рейнольдса для потоков, скорости потоков, материал изготовления, оценку вибрации, массу, ориентировочную стоимость и другие свойства.

Основным недостатком использования Aspen EDR является использование в качестве каталога для подбора теплообменного оборудования зарубежного стандарта ТЕМА (Tubular Exchanger Manufacturers Association), что, несомненно, представляет определенные трудности для проектировщиков.

На территории Российской Федерации подбор теплообменного оборудования регламентируется ГОСТ 31842-2012 «Теплообменники кожухотрубчатые. Технические требования».

Тепловая диаграмма процесса до и после модернизации узла нагревания приведена на рисунке 5.

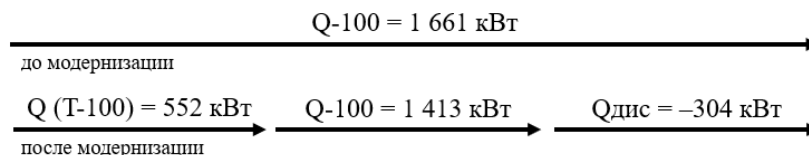


Рис. 5. Тепловая диаграмма Fig. 5. Thermal diagram

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

По результатам расчета на текущая тепловая нагрузка составляет $Q_{100} = 1\,661 \text{ кВт}$. После модернизации за счет тепла природного газа можно нагреть масло до температуры примерно 143°C , что соответствует тепловой нагрузке $Q(T-100) = 552 \text{ кВт}$, нагревание масла от температуры 143 до 260°C требует тепловой нагрузки $Q_{100} = 1\,413 \text{ кВт}$. При этом дисбаланс тепловой энергии составил 304 кВт с отрицательным знаком.

С теоретической точки зрения, суммы тепловых потоков до и после модернизации должны быть одинаковыми. Различия возникли из-за того, что в Aspen EDR осуществляется подробный расчет теплообменника, в ходе которого учитываются перепад давления по потокам, загрязнения, конструкция, расположение и количество труб. Также существенной причиной может быть отклонение других физических свойств гипотетического компонента, помимо плотности и теплоемкости, верификация которых не проводилась. К таким физическим свойствам, вполне вероятно, могут относиться теплопроводность, динамическая и кинематическая вязкости, то есть свойства, которые оказывают прямое влияние на величины определяющих интенсивность теплообмена критериев – критериев Рейнольдса, Прандтля и Нуссельта.

Экономический эффект мероприятия будет оцениваться по тепловой нагрузке, полученной именно при расчете в Aspen EDR.

В качестве дополнения по итогам расчетов на основании машинного обучения была разработана ML-модель, которая предсказывает, какое количество газа, которое нужно подавать в теплообменник T-100 в зависимости от температуры и массового расхода масла.

В качестве базы данных для обучения и последующего тестирования статистической модели используется смесь экспериментальных данных, полученных непосредственно с установки, и теоретических данных, полученных из модели Aspen HYSYS.

Теоретические данные были сгенерированы по разработанной модели с помощью встроенной в MS Excel утилиты Aspen Simulation Workbook. Таким образом, в качестве входных данных модель принимает температуру и расход масла, в качестве выходных данных выдает массовый расход газа, подаваемый в теплообменник T-100.

Общее количество значений составляет примерно 400.

Процесс создания регрессионной модели можно разделить на несколько этапов: обработка и очистка входных данных; разработка статистической модели; проведение тестов модели; оценка ошибки и отклонений; корректировка модели и проведение дополнительных тестов.

Анализ данных в Python производится с помощью библиотеки Pandas, которая позволяет преобразовать полученные из Aspen HYSYS данные, а с помощью библиотеки scikit-learn и встроенных в нее функций и алгоритмов машинного обучения разбить данные на группы, среди которых группы входных и выходных данных, а также группы данных для обучения и группы данных для тестирования. Разбиение на обучающие и тестовые данные происходит на 80 и 20% соответственно, при этом происходит так называемая псевдорандомизация данных.

Основной задачей машинного обучения в рамках данной работы является проведение статистического анализа и разработка регрессионной модели с определением соответствующих коэффициентов модели, которые описывают характеризующее уравнение, на основании полученных входных данных.

Наиболее простым и часто используемым является метод линейной регрессии, который в общем виде можно описать уравнением (2):

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i, \quad (2)$$

где y – зависимая переменная; β_0, β_i – параметры (коэффициенты) регрессии; x_i – факторы модели (регрессоры); n – количество факторов.

В рамках данной работы уравнение регрессии в общем виде записывается в следующем виде:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2, \quad (3)$$

где $\beta_0, \beta_1, \beta_2$ – коэффициенты регрессии; x_1 – массовый расход масла, кг/ч; x_2 – температура масла, °C.

Оценить работу модели можно по показателю средней абсолютной ошибки между предсказанным и фактическим значением, который можно оценить с помощью встроенного модуля «sklearn.metrics».

Средняя абсолютная ошибка рассчитывается по формуле (4):

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_{\phi} - y_n|}{n}, \quad (4)$$

где y_{ϕ} – фактическое значение переменной; y_n – значение, предсказанное моделью; n – количество измерений.

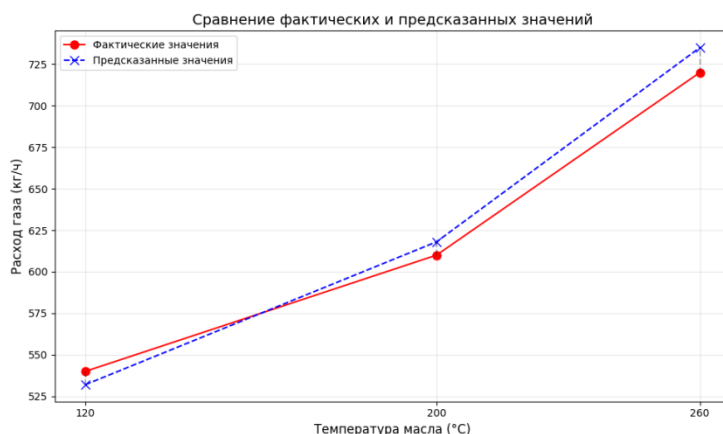


Рис. 6. Сравнение фактических и предсказанных значений расхода газа Fig. 6. Comparison of actual and predicted gas flow rates

*Источник: составлено авторами Source: compiled by the author.

Помимо средней абсолютной ошибки ($MAE = 1.9\%$), модель оценивалась по следующим метрикам:

Коэффициент детерминации (R^2): 0.98, что указывает на высокую объясняющую способность модели.

Среднеквадратичная ошибка (RMSE): 2.3 кг/ч, что составляет менее 1.5% от диапазона значений расхода газа.

Точность предсказаний: 98.1% (доля случаев, где отклонение от фактических данных не превышает 3%).

Модель интегрирована в систему управления узлом нагрева (РИС) для:

Динамической корректировки подачи газа в зависимости от текущих параметров масла (расход, температура).

Прогнозирования нагрузки при изменении технологических режимов (например, при пуске/остановке оборудования).

Минимизации дисбаланса тепловой энергии (снижение отклонений до 5% против 15% при ручном управлении).

Пример: при увеличении температуры масла со 120°C до 200°C модель автоматически рассчитывает требуемый рост расхода газа на 18%, что подтверждается данными Aspen HYSYS.

В сравнение с традиционными методами Скорость расчетов ML-модель выдает результаты за 0.1 сек против 10–15 мин для детерминированного моделирования в Aspen HYSYS. Отклонение предсказаний от данных Aspen HYSYS не превышает 2.5%, что сопоставимо с погрешностью экспериментальных измерений. Модель адаптируется к изменениям параметров (например, составу масла) без пересмотра математической основы, в отличие от статических уравнений баланса.

Кроме того влияние ML на общие результаты расчетов

Сокращение сроков анализа режимов на 40%.

Оптимизация расхода газа с помощью ML дала дополнительный эффект 0.8 млн руб./год (к базовым 6.55 млн руб./год).

Модель может быть доработана для прогнозирования износа оборудования на основе данных о тепловых нагрузках.

Применение машинного обучения позволило не только подтвердить эффективность модернизации, но и создать инструмент для оперативного управления процессом с точностью, превышающей традиционные методы. Это открывает путь к цифровизации аналоговых узлов в нефтехимической отрасли. Для дальнейшего повышения точности целесообразно расширить обучающую выборку данными с промышленных установок и внедрить алгоритмы онлайн-обучения модели.

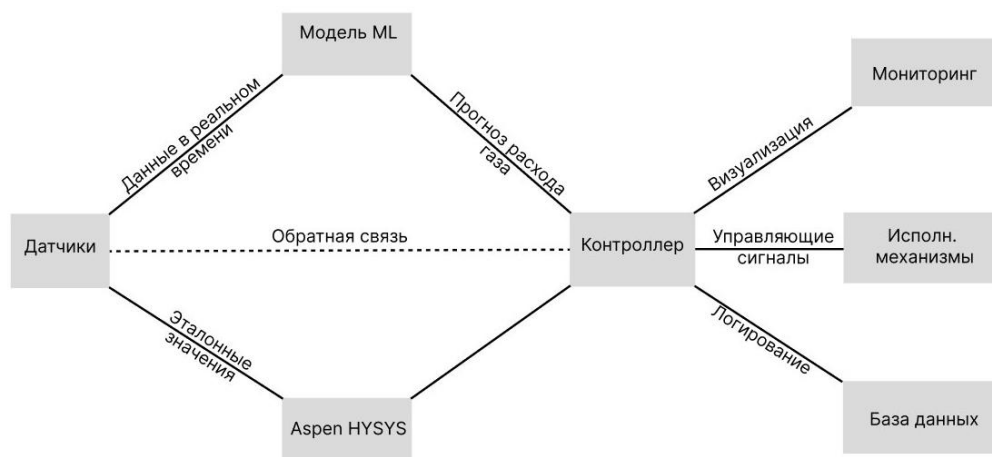


Рис. 7. Схема интеграции ML-модели в систему управления узлом нагревания *Fig. 7. Integration of the ML model into the heating unit control system*

*Источник: составлено авторами *Source: compiled by the author.*

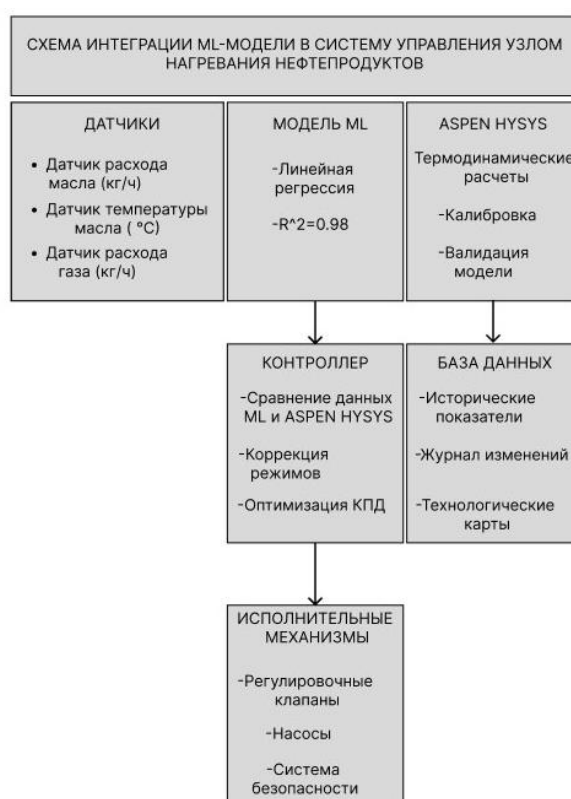


Рис. 8. Схема интеграции ML-модели в систему управления узлом нагревания нефтепродуктов *Fig. 8. Integration of an ML model into the control system of a heating unit for petroleum products*

*Источник: составлено авторами *Source: compiled by the author.*

Экономический эффект

Экономический эффект предлагаемой модернизации обуславливается снижением потребления топливного газа, который необходимо подавать в печь E-100 для нагревания масла до требуемой температуры.

Рассчитаем годовую тепловую нагрузку Q_{Γ} по формуле (5):

$$Q_{\Gamma} = Q \cdot t, \quad (5)$$

где Q – тепловая нагрузка теплообменника, кВт (\equiv кДж/с); t – время, с.

$$Q_{\Gamma} = 552 \cdot 365 \cdot 24 \cdot 60 \cdot 60 = 1,74 \cdot 10^{10} \text{ кДж}$$

Потребление топливного газа $V_{\text{тг}}$, который преимущественно состоит из метана, можно рассчитать по формуле (6):

$$V_{\text{тг}} = \frac{Q_{\Gamma}}{r}, \quad (6)$$

где $r = 39\,860 \text{ кДж/м}^3$ – удельная теплота сгорания метана.

$$V_{\text{тг}} = \frac{1,74 \cdot 10^{10}}{39\,860} = 436,7 \text{ тыс. м}^3$$

Экономический эффект (ЭЭ) оценивается по формуле (7):

$$\text{ЭЭ} = V_{\text{тг}} \cdot P, \quad (7)$$

где $P = 15 \text{ руб./м}^3$ – стоимость метана.

$$\text{ЭЭ} = 436\,700 \cdot 15 \cdot 10^{-6} = 6,55 \text{ млн руб.}$$

Экономический эффект за счет сокращения потребления топливного газа в печь Е-100 составил 6,55 млн рублей в год.

Заключение (Conclusions)

В ходе работы были построены модели узла нагревания масла до и после модернизации в Aspen HYSYS V14 и модель кожухотрубчатого теплообменника в Aspen EDR V14. Анализ полученных результатов показал технологическую и экономическую эффективность предлагаемой модернизации, которая позволит сократить потребление топливного газа, поступающего для нагревания масла, на 436,7 тыс. м³ в год.

В качестве дополнения ML-модели и статистического анализа разработана регрессионная модель, которая принимает температуру и массовый расход масла в качестве входных данных и предсказывает на их основе массовый расход газа в теплообменник Т-100. Количество данных для обучения и тестирования – примерно 400. Точность модели – 98,1%.

Экономический эффект – 6,55 млн рублей в год.

Инструменты технологического моделирования (Aspen HYSYS, Aspen EDR) позволили подтвердить, что предположительная модернизация повысит технологическую и энергетическую независимость узла нагревания масла за счет экономии природного газа в качестве топлива.

Литература

1. Мануйко Г.В., Аминова Г.А., Дьяконов Г.С., Ахметов И.Г., Бронская В.В. Кинетическая неоднородность неодимовой каталитической системы, модифицированной метилалюмоксаном // Теоретические основы химической технологии. 2015. Т. 49. № 3. С. 261.
2. Шатунов Д.Н., Камаева К.А., Малыгин А.В., Клинов А.В. Влияние конструкции сегментных перегородок на процесс теплообмена в газомасляном теплообменном аппарате // Вестник Технологического университета. – 2024. – Т. 27, № 8. – С. 98-103.
3. Бронская В.В., Зиннурова О.В., Фирсин А.А., Шипин А.В. Цифровое моделирование установки газофракционирования с использованием методов машинного обучения // Современные наукоемкие технологии. – 2024. – № 11. – С. 10-16. – DOI 10.17513/snt.40204.
4. Харитонов О.С., Бронская В.В., Зиннурова О.В., Фирсин А.А. Моделирование установки замедленного коксования в программе MATLAB // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2024. – № 2. – С. 29-37. – DOI 10.24143/2072-9502-2024-2-29-37.
5. Haibullina A., Khairullin A., Balzamor D., Ilyin V., Bronskaya V., Khairullina L. Local heat transfer dynamics in the in-line tube bundle under asymmetrical pulsating flow // Energies. 2022. Т. 15. № 15. С. 5571.
6. Бальзамов Д.С., Конахина И.А. Система энерготехнологического комбинирования высокотемпературного участка дегидрирования изоамиленов в изопрен // Вестник Казанского государственного энергетического университета. 2010. № 1(4). С. 16-25.
7. Бальзамов Д.С., Бронская В.В. Повышение эффективности использования тепловой энергии на теплотехнологическом участке производства этилена // Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2025. Т. 27. № 1. С. 103- 115. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-1-103-115.
8. Артющкин И.В., Максимов А.Е. Разработка автоматической системы управления процессом термохимического обезвоживания нефтяных эмульсий на основе искусственной нейронной сети // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2017. № 1 (53). С. 7–15.
9. Малыгин А.В., Емельянов И.И., Семин Р.В., Фазлыев А.Р., Зиятдинов Н.Н., Клинов А.В. Моделирование процесса мембранного разделения жидкой смеси в среде Aspen HYSYS. Тонкие химические технологии. 2025;20(1):75-88. <https://doi.org/10.32362/2410-6593-2025-20-1-75-88>.
10. Chen X., Wang N. Modeling a Delayed Coking Process with GRNN and Double-Chain Based DNA Genetic Algorithm // International Journal of Chemical Reactor Engineering. 2010. Vol. 8, Is. 1. DOI: 10.2202/1542-6580.2192.
11. Hayrullin A., Haibullina A., Sinyavin A., Ilyin V. Experimental study of the in-line tube bundle thermal performance in pulsating flow // International Journal of Heat and Mass Transfer. – 2024. – Vol. 232. – С. 125916. – DOI 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2024.125916.

12. Деникеева А.У. Моделирование процесса получения газойля при помощи искусственной нейронной сети // Приоритетные научные направления: от теории к практике. 2016. № 26–1. С. 219–223.
13. Hayrullin A., Sinyavin A., Haibullina A. [et al.] Heat Transfer in Annular Channels with the Inner Rotating Cylinder and the Radial Array of Cylinders // Energies. – 2024. – Vol. 17, №. 23. – С. 6047. – DOI 10.3390/en17236047.
14. Мухаметзянова А.Г., Бронская В.В., Харитонов О.С. Нейросетевое моделирование гидродинамики потока в колонных аппаратах с насадочными элементами // Вестник Технологического университета. 2021. Т. 24, № 12. С. 139–141.
15. Frolov I.N., Firsin A.A., Okhotnikova E.S., Yusupova T.N., Ziganshin M.A. The study of bitumen by differential scanning calorimetry: the interpretation of thermal effects // Petroleum Science and Technology. 2019. Т. 37, № 4. Р. 417–424.
16. Laptev A.G., Lapteva E.A., Solovieva O.V., Klochkova V.A. Methods of Mathematical Modeling of Desorption of Poorly Soluble Gases in Packed Devices // Theoretical Foundations of Chemical Engineering. – 2024. – Vol. 58, No. 4. – С. 1027-1035. – DOI 10.1134/S0040579525600147.
17. Bakhtadze N.N., Lototsky V.A. Knowledge-based models of nonlinear systems based on inductive learning // Intelligent Systems Reference Library. 2016. Vol. 98. P. 85–104.
18. Tun M.S., Lakshminarayanan S., Emoto G. Data Selection and Regression Method and Its Application to Softsensing Using Multirate Industrial Data // Journal of Chemical Engineering of Japan. 2008. Vol. 41, Is. 5. P. 374–383.
19. Шаймухаметов Д.Р., Мустафина С.А., Шаймухаметова Д.В. Прямое моделирование процесса дегидрирования метилбутонов в изопрен на основе искусственных нейронных сетей // Вестник Технологического университета. 2017. Т. 20, № 24. С. 123–126.
20. Burlutsky E., Balzamor D., Bronskaya V. [et al.] Influence of Temperature on the Thermal Properties of the Core Material - the Coefficient of Temperature Conductivity, Specific Heat Capacity, Thermal Conductivity // International Journal of Technology. – 2023. – Vol. 14, №. 2. – P. 443. – DOI 10.14716/ijtech.v14i2.6009.
21. Хайбуллина А.И., Зиннатуллин Н.Х., Ильин В.К. Повышение эффективности работы теплообменного оборудования использованием пульсационных методов очистки. Известия высших учебных заведений. ПРОБЛЕМЫ ЭНЕРГЕТИКИ. 2021;23(1):59-67. <https://doi.org/10.30724/1998-9903-2021-23-1-59-67>

Авторы публикации

Рагулин Антон Александрович – студент Казанского национального исследовательского технологического университета, ПАО «СИБУР Холдинг», ПАО «Казаньоргсинтез», Управление организационными проектами и цифровизацией, Технологическое моделирование г. Казань, Россия.

Бронская Вероника Владимировна – канд. техн. наук, доцент кафедры «Процессы и аппараты химической технологии», Казанский национальный исследовательский технологический университет, г. Казань, Россия. dweronika@mail.ru

Бальзамов Денис Сергеевич – канд. техн. наук, доцент кафедры «Энергообеспечение предприятий, строительство зданий и сооружений», Казанский государственный энергетический университет, г. Казань, Россия. *ORCID:* <https://orcid.org/0000-0003-3877-7643>. dbalzamor@mail.ru

References

1. Manuiko G.V., Aminova G.A., Diakonov G.S., Akhmetov I.G., Bronskaya VV. Kinetic heterogeneity of neodymium catalytic system modified by methylalumoxane // Theoretical bases of chemical technology. 2015. Т. 49. № 3. P. 261.
2. Shatunov D.N., Kamaeva K.A., Malygin A.V., Klinov A.V. Influence of segmental partitions design on the heat exchange process in a gas-oil heat exchanger // Herald of technological university. 2024. Т. 27. № 8. P. 98-103.
3. Bronskaya V.V., Zinnurova O.V., Firsin A.A., Shipin A.V. Digital modeling of gas fractionation unit using machine learning methods // Modern high technologies. – 2024. – № 11 – P. 10-16. - DOI 10.17513/snt.40204.

4. Haritonova O., Bronskaya V., Zinnurova O., Firsin A. Modeling of a delayed coking plant in the MatLab program // Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, computer science and informatics. 2024. no. 2. pp. 29-37. DOI: <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2024-2-29-37>.
5. Haibullina A., Khairullin A., Balzamor D., Ilyin V., Bronskaya V., Khairullina L. Local heat transfer dynamics in the in-line tube bundle under asymmetrical pulsating flow // Energies. 2022. T. 15. № 15. P. 5571.
6. Balzamor D.S., Konakhina I.A. System of energy-technological combination of high-temperature dehydrogenation section of isoamylenes into isoprene // Bulletin of Kazan State Power Engineering University. - 2010. - № 1(4). - P. 16-25.
7. Balzamor D.S., Bronskaya V.V. Increasing the efficiency of thermal energy use at the thermal technology section of ethylene production. Power engineering: research, equipment, technology. 2025; 27 (1): 103-115. doi: 10.30724/1998-9903-2025-27-1-103-115.
8. Artyushkin I.V., Maksimov A.E. Development of an automatic control system for thermochemical dehydration of oil emulsions based on an artificial neural network // Bulletin of Samara State Technical University. Series: Technical Sciences. 2017. № 1 (53). P. 7-15.
9. Malygin A.V., Emel'yanov I.I., Semin R.V., Fazlyev A.R., Ziyatdinov N.N., Klinov A.V. Modeling of membrane separation of liquid mixture in Aspen HYSYS. Tonk. Khim. Tekhnol. - Fine Chem. Technol. 2025;20(1):75–88. <https://doi.org/10.32362/2410-6593-2025-20-1-75-88>.
10. Chen X., Wang N. Modeling a Delayed Coking Process with GRNN and Double-Chain Based DNA Genetic Algorithm // International Journal of Chemical Reactor Engineering. 2010. Vol. 8, Is. 1. DOI: 10.2202/1542-6580.2192.
11. Hayrullin A., Haibullina A., Sinyavin A., Ilyin V. Experimental study of the in-line tube bundle thermal performance in pulsating flow // International Journal of Heat and Mass Transfer. – 2024. – Vol. 232. – P. 125916. – DOI 10.1016/j.ijheatmasstransfer.2024.125916.
12. Denikeeva A.U. Modeling of the process of gasoil production using an artificial neural network // Priority scientific directions: from theory to practice. 2016. № 26-1. P. 219-223.
13. Hayrullin A., Sinyavin A., Haibullina A. [et al.] Heat Transfer in Annular Channels with the Inner Rotating Cylinder and the Radial Array of Cylinders // Energies. – 2024. – Vol. 17, №. 23. – P. 6047. – DOI 10.3390/en17236047.
14. Mukhametzhanova A.G., Bronskaya V.V., Kharitonova O.S. Neural network modeling of flow hydrodynamics in column apparatuses with nozzle elements // Herald of technological university. 2021. T. 24, № 12. P. 139-141.
15. Frolov I.N., Firsin A.A., Okhotnikova E.S., Yusupova T.N., Ziganshin M.A. The study of bitumen by differential scanning calorimetry: the interpretation of thermal effects // Petroleum Science and Technology. 2019. T. 37, № 4. P. 417–424.
16. Laptev A.G., Lapteva E.A., Solovieva O.V., Klochkova V.A. Methods of Mathematical Modeling of Desorption of Poorly Soluble Gases in Packed Devices // Theoretical Foundations of Chemical Engineering. – 2024. – Vol. 58, No. 4. – P. 1027-1035. – DOI 10.1134/S0040579525600147.
17. Bakhtadze N.N., Lototsky V.A. Knowledge-based models of nonlinear systems based on inductive learning // Intelligent Systems Reference Library. 2016. Vol. 98. P. 85–104.
18. Tun M.S., Lakshminarayanan S., Emoto G. Data Selection and Regression Method and Its Application to Softsensing Using Multirate Industrial Data // Journal of Chemical Engineering of Japan. 2008. Vol. 41, Is. 5. P. 374–383.
19. Shaimukhametov D.R., Mustafina S.A., Shaimukhametova D.V. Direct modeling of the process of dehydrogenation of methylbutene into isoprene on the basis of artificial neural networks // Herald of technological university. 2017. T. 20, № 24. P. 123-126.
20. Burlutsky E., Balzamor D., Bronskaya V. [et al.] Influence of Temperature on the Thermal Properties of the Core Material - the Coefficient of Temperature Conductivity, Specific Heat Capacity, Thermal Conductivity // International Journal of Technology. – 2023. – Vol. 14, №. 2. – P. 443. – DOI 10.14716/ijtech.v14i2.6009
21. Haibullina A.I., Zinnatullin N.X., Ilyin V.K. Improving heat exchanger efficiency using the pulsed method of cleaning. Power engineering: research, equipment, technology. 2021;23(1):59-67. (In Russ.) <https://doi.org/10.30724/1998-9903-2021-23-1-59-67>

Authors of the publication

Anton A. Ragulin – Kazan National Research Technological University, SIBUR, Kazanorsintez, Kazan, Russia.

Veronika V. Bronskaya – Kazan National Research Technological University, Kazan, Russia.
dveronika@mail.ru

Denis S. Balzamor – Kazan State Power Engineering University, Kazan, Russia. *ORCID:*
<https://orcid.org/0000-0003-3877-7643>. dbalzamor@mail.ru

Шифр научной специальности: 2.4.6. Теоретическая и прикладная теплотехника

Получено **14.04.2025 г.**

Отредактировано **30.09.2025 г.**

Принято **15.10.2025 г.**