

Научная статья
УДК 004.89
<https://doi.org/10.24143/2072-9502-2024-2-21-28>
EDN WDMWQE

Виртуальные датчики в автоматизированных системах управления процессом гидроочистки дизельной фракции

*Виктория Мадияровна Зарипова¹,
Ирина Юрьевна Петрова², Шамсутдин Кадиевич Шейхгасанов³*

¹*МИРЭА – Российский технологический университет,
Москва, Россия*

^{2, 3}*Астраханский государственный технический университет,
Астрахань, Россия, sheih0113@mail.ru*

Аннотация. Нефтехимические заводы оснащены множеством приборов и большим количеством датчиков, которые собирают данные измерений для управления и мониторинга процесса. В то же время исследователи начали использовать большие объемы данных для построения прогнозных моделей, которые назвали виртуальными датчиками. Предложен анализ применения виртуальных датчиков в рамках процесса гидроочистки дизельных фракций. Представлена разработанная авторами классификация виртуальных датчиков, которая помогает определить и выбрать инструменты для мониторинга, что способствует повышению точности, гибкости и эффективности контрольных механизмов производства. Детально изложена процедура разработки виртуальных датчиков, подчеркивается их потенциал как стратегического актива, способного усилить технологическую продуктивность и улучшить конкурентоспособность предприятий. Также освещается разработка структурной схемы системы управления для процесса гидроочистки дизельных фракций, демонстрирующей интеграцию и применение виртуальных датчиков для совершенствования указанного процесса.

Ключевые слова: виртуальные датчики, гидроочистка дизельных фракций, технологический процесс, система управления, искусственный интеллект, машинное обучение

Для цитирования: Зарипова В. М., Петрова И. Ю., Шейхгасанов Ш. К. Виртуальные датчики в автоматизированных системах управления процессом гидроочистки дизельной фракции // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2024. № 2. С. 21–28. <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2024-2-21-28>. EDN WDMWQE.

Original article

Virtual sensors in automated control systems for the diesel fraction hydrotreating process

Viktoriya M. Zaripova¹, Irina Yu. Petrova², Shamsutdin K. Sheikhgasanov³

¹*MIREA – Russian Technological University,
Moscow, Russia*

^{2, 3}*Astrakhan State Technical University,
Astrakhan, Russia, sheih0113@mail.ru*

Abstract. Petrochemical plants are equipped with many instruments and a large number of sensors that collect measurement data to control and monitor the process. At the same time, researchers began using large amounts of data to build predictive models, which they called virtual sensors. The article is devoted to the analysis of the use of virtual sensors within the framework of the hydrotreating process of diesel fractions. A classification of virtual sensors developed by the authors is presented, which helps to identify and select tools for monitoring, which helps to increase the accuracy, flexibility and efficiency of production control mechanisms. The authors detail the development process for virtual sensors, highlighting their potential as a strategic asset that can enhance technological productivity and im-

prove enterprise competitiveness. The development of a block diagram of a control system for the diesel hydrotreating process is also covered, demonstrating the integration and use of virtual sensors to improve the specified process.

Keywords: virtual sensors, hydrotreating of diesel fractions, technological process, control system, artificial intelligence, machine learning

For citation: Zaripova V. M., Petrova I. Yu., Sheikhasanov Sh. K. Virtual sensors in automated control systems for the diesel fraction hydrotreating process. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, computer science and informatics*. 2024;2:21-28. (In Russ.). <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2024-2-21-28>. EDN WDMWQE.

Введение

По данным отчета «Анализ рынка дизельного топлива в России», подготовленного BusinesStat в 2023 г., за 2018–2022 гг. его производство в стране выросло на 9,4 %: с 77,5 до 84,7 млн т. Росту способствовали увеличение продаж на внутреннем рынке и высокий спрос на российское дизельное топливо за рубежом [1]. В настоящее время перед нефтеперерабатывающими и газоперерабатывающими заводами в Российской Федерации ставится вопрос об увеличении глубины переработки сырья и повышении качества производимой продукции до уровня ведущих стран мира, а также соответствия современным экологическим нормам.

Процесс гидроочистки дизельной фракции является ключевым этапом в производстве высококачественного топлива. В ходе этого процесса дизельное топливо обрабатывается в присутствии водорода при высоком давлении и температуре на катализаторе, что приводит к удалению примесей, таких как сера, азот, соединения металлов и полициклических ароматических углеводородов. Целью гидроочистки является не только снижение содержания вредных примесей для соответствия экологическим нормам, но и повышение цетанового числа, стабильности и качества топлива в целом [2].

Непрерывно изменяющиеся требования к качеству дизельного топлива и стремление к оптимизации ресурсо- и энергоэффективности процесса обуславливают необходимость оснащения производства передовыми инструментами контроля и управления. Однако современные методы управления гидроочисткой часто сталкиваются с проблемой обработки сложных, динамично изменяющихся процессов, требующих учета множества переменных, таких как температура, давление, химический состав сырья [3]. Используемые традиционные датчики не всегда могут предоставить данные в реальном времени или в нужной степени детализации величин и параметров, чем снижают оперативность и точность управленческих решений. Это ограничивает способность системы к быстрой адаптации при возмущениях технологического процесса, что важно для поддержания оптимального качества и выхода продукции. Некоторые переменные процесса не могут быть измерены в режиме онлайн и требуют лабораторного анализа, это вызывает задержки, которые серьезно влияют на объемы и качество готовой продукции.

Виртуальные датчики способны компенсировать

эти недостатки, осуществляя мониторинг необходимых параметров на основе математических моделей и предоставляя точные процессные данные без физических измерений. Они обеспечивают эффективное предсказание изменений и позволяют более гибко и точно регулировать процесс, оптимизируя ресурсо- и энергопотребление, что делает их важным компонентом для повышения эффективности управления гидроочисткой [4, 5]. Поэтому применение виртуальных (мягких) датчиков обеспечивает значительные преимущества. Они способны в реальном времени предоставлять данные о качестве топлива и характеристиках процесса, что позволяет быстро реагировать на отклонения и вариации сырья. Виртуальные датчики позволяют осуществлять прогнозирование и оптимизацию параметров процесса без затрат на дополнительное оборудование для измерений и лабораторные испытания.

Внедрение мягких датчиков в процесс гидроочистки дизельной фракции является необходимым шагом для достижения высокой эффективности и качества продукта, предоставляя возможность оптимизации работы установок и улучшения экологических характеристик топлива.

Принципы работы виртуальных датчиков

Виртуальные, или мягкие, датчики – это программные инструменты, позволяющие получать оценки параметров процессов, которые нельзя измерить напрямую. Это достигается на основе анализа данных из различных источников с использованием статистических, регрессионных моделей или моделей машинного обучения для предсказания целевых значений. При этом физический контакт с измеряемыми веществами или процессами не требуется. Ключевыми алгоритмами являются линейная и нелинейная регрессия, нейронные сети, метод опорных векторов и ансамблевые методы. На основе данных, предоставленных физическими датчиками и другими системными показателями, виртуальный датчик способен прогнозировать нужные характеристики, такие как качество продукта или степень износа оборудования [6].

В отличие от традиционных методов, виртуальные датчики обеспечивают мониторинг в реальном времени без необходимости физического вмешательства в процесс. Это позволяет избежать задержек, связанных с лабораторным анализом, и сокра-

тить затраты на оборудование и его обслуживание. Виртуальные датчики также могут помочь в преодолении ограничений физических датчиков, таких как износ, загрязнение и необходимость в частой калибровке. Однако точность виртуальных датчиков сильно зависит от качества используемых данных и адекватности математических моделей.

Классификация виртуальных датчиков

Виртуальные датчики могут быть классифицированы на основе различных критериев, включая вид используемой математической модели, вид используемых данных, цели применения и т. д. По виду используемых моделей различают:

- физико-математические и кинетические модели, которые используются при создании виртуальных датчиков для оценки качества продуктов в реальном времени (например, октановое число бензина, содержание серы в топливе и т. д.), а также при моделировании процессов (например, крекинг, полимеризация или гидроочистка) с целью оптимизации условий реакции для максимального выхода и качества продукта [7–9];

- статистические модели, которые анализируют исторические данные процесса для выявления статистических закономерностей. При этом используются линейная и нелинейная регрессии, методы временных рядов, такие как модель авторегрессионного интегрированного скользящего среднего (ARIMA), для предсказания параметров процесса на основе предыдущих наблюдений. Например, в статье [10] разработан датчик на основе байесовского подхода и ARIMA. Он позволяет прогнозировать концентрацию реагента с частотой автоматических онлайн-измерений, которая обычно намного выше, чем частота лабораторных измерений. Прогнозы имеют высокую точность (коэффициент детерминации 0,936 и среднеквадратическая ошибка 0,654 масс. %);

- машинное обучение (МО) и искусственный интеллект (ИИ): используются алгоритмы МО и ИИ (нейронные сети, решающие деревья, алгоритмы кластеризации, машины опорных векторов и др.) для моделирования сложных взаимосвязей между параметрами процесса. Эти модели способны адаптироваться к изменениям в процессе дегидратации и могут улучшать свою точность со временем. Например, разработан мягкий датчик для оценки качества дизельного топлива, производимого на установке первичной перегонки нефти [11]. Авторами созданы нелинейные модели виртуальных датчиков на основе многослойных нейронных сетей. Результаты показали, что такие датчики могут быть использованы для оценки качества продукции нефтепереработки как альтернатива лабораторным испытаниям;

- гибридные модели сочетают элементы физико-математических, статистических моделей, а также методы МО и ИИ для улучшения точности и на-

дежности прогнозирования. Такие модели используются для компенсации недостатков одного подхода за счет преимуществ другого, например, сочетая точность физических моделей с адаптивностью алгоритмов машинного обучения. Так, в работе [12] используется гибридная модель мягкого датчика, интегрирующая VQ технику с моделью SVR. Для определения параметров модели была использована гибридная оптимизация на основе генетического алгоритма и последовательного квадратичного программирования (GA-SQP). В результате был создан виртуальный датчик высокой точности, представляющий лучший прогноз содержания серы с наивысшей точностью (абсолютная относительная ошибка составила 0,0745, коэффициент детерминации $R^2 = 0,997$) и наименьшим временем вычисления ($T = 56$ с). Для непрерывной оценки характеристик дизельного топлива разработаны мягкие датчики на основе линейной регрессии и искусственных нейронных сетей с использованием текущих измерений температуры реального процесса [13].

По типам используемых данных можно выделить:

- датчики на основе операционных данных процесса, которые используют информацию непосредственно из рабочей системы управления, включая текущие параметры процесса (давление, температура, потоки водорода, состояние катализатора и др.);

- датчики на основе лабораторных данных используют результаты лабораторных анализов, включая качество сырья и выходных продуктов. Это высокоточные данные, поэтому используются для калибровки моделей виртуальных датчиков, чтобы обеспечить их точность в условиях производства;

- датчики, использующие временные ряды, обучаются и функционируют на основе исторических данных о процессе. Они позволяют достаточно точно прогнозировать будущие состояния процесса, выявлять тренды или аномалии;

- датчики на основе пространственных данных анализируют информацию, которая распределена в различных точках производственного процесса. Пространственные данные могут быть использованы для моделирования распределения веществ в реакторе или для отслеживания физического состояния оборудования.

Виртуальные датчики в системах управления процессом дегидратации дизельных фракций используются для контроля:

- качества продукции, т. е. мониторинга и прогнозирования таких характеристик, как чистота, концентрация компонентов, влажность и плотность;

- параметров процесса (температура, давление, скорость потока и уровень жидкости) с целью их оптимизации и предотвращения отклонений;

- состояния оборудования с целью своевременного технического обслуживания и ремонта, прогнозирования степени износа и потенциальных неисправностей;

– экономической эффективности производства на основе оптимизации производственных затрат, энергопотребления и использования ресурсов.

На рис. 1 представлена классификация виртуальных датчиков в соответствии с описанием, приведенным выше.



Рис. 1. Классификация виртуальных датчиков

Fig. 1. Classification of virtual sensors

Классификация виртуальных датчиков позволит выбрать наиболее подходящие виды для конкретных условий и требований процесса, что обеспечивает более точные и эффективные мониторинг и управление.

Интеграция виртуальных датчиков в процесс гидроочистки

В процессе гидроочистки ключевыми параметрами, которые могут контролироваться виртуальными датчиками, являются:

– концентрация сероводорода (H₂S) в газовой фазе как продукта реакции гидродесульфуризации является важным показателем эффективности процесса;

– давление и температура реакции с целью максимизации выхода желаемых продуктов и минимизации побочных реакций;

– скорости подачи сырья и водорода для поддержания стабильности процесса и оптимизации выхода продукта;

– концентрация катализатора и его активность, т. к. состояние и количество катализатора влияют на скорость и полноту реакции.

Проектирование и внедрение виртуального датчика можно разделить на 4 этапа, которые схематически показаны на рис. 2.

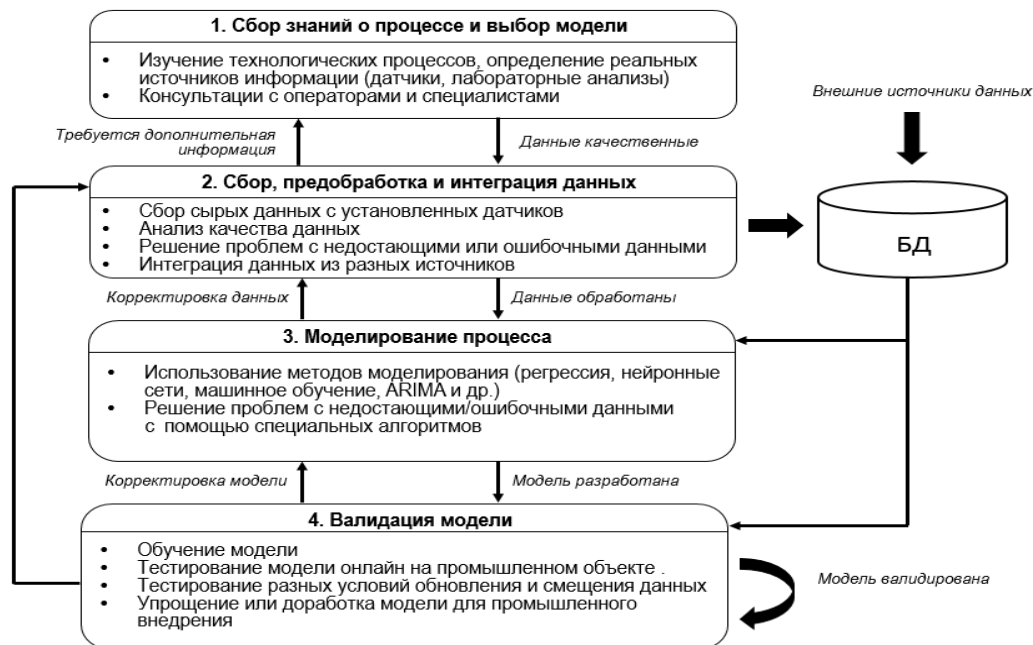


Рис. 2. Процесс проектирования и внедрения виртуального датчика

Fig. 2. The process of designing and implementing a virtual sensor

На первом этапе осуществляется сбор сырых данных с использованием существующих датчиков в системе управления процессом (например, температура, давление, потоки сырья и водорода), а также результатов лабораторных анализов. Нужно определить только те реальные датчики, которые строго необходимы, это позволит снизить затраты на эксплуатацию, техническое обслуживание или приобретение дорогостоящих датчиков.

На втором этапе происходит предварительная обработка и анализ качества данных с применением статистических методов, использованием МО и ИИ. Выявляются скрытые закономерности и зависимости, выбросы, отсутствующие или ошибочные данные, что часто требует возврата к предыдущему этапу для получения дополнительной информации. На этом же этапе происходит интеграция данных из разных источников. Это включает анализ исторических операционных данных, использование результатов лабораторных анализов качества сырья и продукции, данные из систем управления производством (ERP-систем) для прогнозирования загрузки оборудования и логистики, а также метеорологическую информацию, влияющую на процесс. Дополнительно можно использовать сведения о состоянии инфраструктуры, плановых ремонтах оборудования, данные от поставщиков о качестве сырья, а также экспертные знания и научные данные. В результате создается комплексная информационная база знаний, которая позволяет значительно улучшить точность прогнозирования и оптимизировать производственные процессы.

Третий этап – моделирование процесса. На основе анализа требований к модели (необходимая точность, скорость ответа, сложность процесса) определяется вид модели (простая регрессионная модель или более сложная на основе нейронных сетей, машинного обучения, деревьев решений, глубокого обучения и т. д.). Кроме того, на этом этапе необходимо решить проблемы с недостающими/ошибочными данными с помощью специальных алгоритмов [14], таких как алгоритм максимизации ожидания [15, 16], байесовские методы [13] или различные формы фильтра Калмана [17]. Использование алгоритмов импутации, обработки выбросов, нормализации и фича инжиниринга, а также применение ансамблевых методов и регуляризации помогает справиться с недостающими или ошибочными данными и повышает точность виртуальных датчиков в нефтехимии.

Четвертый этап – валидация модели – включает несколько шагов. Сначала проводится тестирование разработанной модели в условиях реального производственного процесса. Этот шаг может выявить дополнительные сложности, например, связанные с исходными данными либо нежелательные сбои

эффективности, требующие коррекции. На данной стадии целесообразно исследовать возможные настройки алгоритмов машинного обучения для достижения оптимальной работы модели. Кроме того, интеграция модели в производственную среду может потребовать дополнительной адаптации, упрощения или даже модификации для соответствия техническим параметрам промышленных систем.

Применение виртуальных датчиков в автоматизированных системах управления процессом гидроочистки дизельной фракции

Внедрение виртуальных датчиков в системы автоматизированного управления процессами гидроочистки открывает новые возможности для повышения эффективности, а также качества конечной продукции. Особенности гидроочистки являются необходимость точного контроля за составом и качеством сырья и продукции, а также за условиями процесса. Поэтому виртуальные датчики становятся ключевым инструментом для современных производственных платформ.

Анализ некоторых известных решений

Приведем несколько примеров успешного применения виртуальных датчиков в нефтеперерабатывающей промышленности.

Виртуальные датчики генерируют значения переменных процесса (температура, объем потока, давление, состав, свойства жидкости и т. д.) в режиме реального времени с помощью строгой динамической модели. Динамические модели учитывают время, а также дисбаланс массы и энергии, который обычно возникает в оборудовании. Практически вся перерабатывающая промышленность использует более или менее сложные виртуальные датчики для расчета баланса массы и/или энергии в системах управления. Типичным примером является баланс массы и энергии в теплообменнике с целью расчета неизмеренной температуры на выходе [18].

В работе [19] рассмотрен новый подход к производству, основанный на массовом внедрении информационных технологий, масштабной автоматизации бизнес-процессов и распространении ИИ на нефтеперерабатывающих заводах. Показано, как методы ИИ преодолевают ограничения традиционных систем управления, обеспечивая лучшую производительность для сильно нелинейных и сложных систем. В исследовании также рассматривается переход нефтеперерабатывающих заводов к более эффективным, оптимизированным и надежным процессам за счет интеграции передовых сенсорных технологий, таких как виртуальные датчики.

Еще одним примером в секторе нефтепереработки является использование виртуальных датчиков для оценки трудноизмеримых параметров качества.

Эти виртуальные датчики помогают отслеживать и оптимизировать различные процессы нефтепереработки, обеспечивая анализ данных в реальном времени и прогнозную информацию, что приводит к значительному повышению операционной эффективности и качества продукции [20].

Интеграция виртуальных датчиков в системы управления гидроочисткой

Виртуальные датчики могут быть интегрированы в уже существующие системы управления гид-

роочисткой для улучшения их функционала. Для этого требуется детальный анализ существующих процессов и разработка адаптированных под них моделей. Ключевыми задачами виртуальных датчиков являются поддержание оптимальных температур реакций, давления и составов реакционной смеси, а также контроль за качеством очистки от серы и других примесей. На рис. 3 показана концептуальная структурная схема системы управления с использованием виртуальных датчиков.

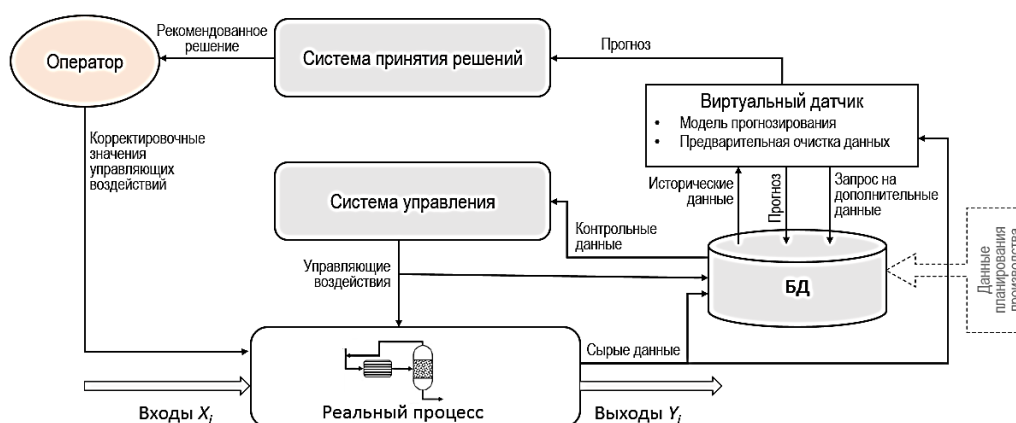


Рис. 3. Структурная схема системы управления процессом гидроочистки с использованием виртуальных датчиков

Fig. 3. Block diagram of the hydrotreating process control system using virtual sensors

Значения параметров реального процесса с различных датчиков аккумулируются в базе данных. Из базы данных контрольные данные поступают в систему управления, вырабатывающую управляющие воздействия на исполнительные механизмы управления реальным процессом. Виртуальный датчик взаимодействует с базой данных, получая исторические данные о ходе процесса и запрашивая дополнительные данные. На основе этой информации после предварительной очистки данных модель прогнозирования вырабатывает прогноз изменения параметров процесса и рассчитывает необходимые изменения управляющих воздействий. Прогноз направляется в систему принятия решений, где генерируется окончательное управленческое решение, которое, в свою очередь, передается оператору для реализации в процессе. Оператор ответственен за управление процессом гидроочистки дизельных фракций, взаимодействуя с управляющей подсистемой, которая также выполняет функции управления данным процессом. Результаты прогнозирования сохраняются в базе данных. В некоторых случаях в базу данных также передается информация о плановых показателях процесса.

Выводы

1. Использование виртуальных датчиков позволяет оптимизировать процесс гидроочистки дизельной фракции, обеспечивая высокую точность и эффективность управления процессом, улучшение качества продукта и экологических характеристик производства без затрат на дополнительное оборудование и лабораторные испытания.
2. Предложена классификация виртуальных датчиков, которая способствует эффективному подбору и интеграции инструментов мониторинга, обеспечивающих точность, адаптивность и оптимизацию процессов управления.
3. Грамотно спроектированный виртуальный датчик является ценным активом в нефтехимической промышленности, повышая ее технологическую эффективность и конкурентное преимущество. Разработана схема и подробно описан процесс проектирования виртуального датчика.
4. Разработана структурная схема системы управления процессом гидроочистки дизельных фракций с использованием виртуальных датчиков.

Список источников

1. Анализ рынка дизельного топлива в России в 2019–2023 гг., прогноз на 2024–2028 гг. URL: <https://businessstat.ru/catalog/id9732/> (дата обращения: 15.02.2024).
2. Колотилов Ю. В., Шейхгасанов Ш. К. Анализ структуры систем предварительной гидравлической очистки дизельного топлива // Изв. Тульск. гос. ун-та. Технические науки. 2019. № 12. С. 446–449.
3. Самойлов Н. А. Компьютерный анализ гидроочистки дизельного топлива: реальность и перспективные решения // Деловой журнал Neftegaz.RU. 2022. № 2 (122). С. 80–87.
4. Жирабок А. Н., Ким Чхун Ир. Метод построения виртуальных датчиков для нелинейных систем // Вестн. ИШ ДВФУ. 2021. № 3 (48). С. 11–16.
5. Iplik E., Aslanidou I., Kyprianidis K. Hydrocracking: A Perspective towards Digitalization // Sustainability. 2020. V. 12. P. 7058.
6. Lukec I. Predicting Product Quality with Soft Sensors: Application, Opportunities and Challenges. URL: <https://simulatelive.com/process/monitoring/predicting-product-quality-with-soft-sensors-application-opportunities-and-challenges> (дата обращения: 19.02.2024).
7. Ancheyta J., Sánchez S., Rodríguez M. A. Kinetic modeling of hydrocracking of heavy oil fractions: A review // Catalysis Today. 2005. V. 109. Iss. 1–4. P. 76–92.
8. Ивашкина Е. Н., Чузлов В. А., Долганов И. М., Иванчина Э. Д., Кривцова Н. И., Коткова Е. П. Интеллектуальная гидроочистка // Нефтегазопереработка, Цифровизация. 2020. URL: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/tsifrovizatsiya/631430-intellektualnaya-gidroochistka/> (дата обращения: 14.02.2024).
9. Самойлов Н. А., Грудников И. Б., Жилина В. А. Некоторые проблемы математического моделирования процесса гидроочистки дизельного топлива // Башкир. хим. журн. 2019. № 3. С. 26–33.
10. Ikonen T. J., Bergman S., Corona F. A Bayesian inferential sensor for predicting the reactant concentration in an exothermic chemical process // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. 2023. V. 241. P. 104942.
11. Nenad B., Goran G., Baksa T. Development of Soft Sensor for Diesel Fuel Quality Estimation // Chemical Engineering & Technology. 2010. V. 33. P. 405–413.
12. Shokri S., Sadeghi M. T., Marvast M. A., Narasimhan Sh. Improvement of the prediction performance of a soft sensor model based on support vector regression for production of ultra-low sulfur diesel // Petroleum Science. 2015. V. 12. P. 177–188.
13. Mohler I., Galinec G., Hölbling N., Bolf N., Andrijić Ž. Soft Sensors for Diesel Fuel Property Estimation // Chemical Engineering Transactions. 2010. V. 21. P. 1423–1428.
14. Khan S. I., Hoque A. S. M. L. SICE: an improved missing data imputation technique // Journal of Big Data. 2020. V. 7 (37). <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00313-w>.
15. Khatibisepehr Sh., Huang B. Dealing with Irregular Data in Soft Sensors: Bayesian Method and Comparative Study // Industrial & Engineering Chemistry Research. 2008. V. 47 (22). P. 8713–8723.
16. Xing Jin, Siyun Wang, Biao Huang, Forbes F. Multiple model based LPV soft sensor development with irregular/missing process output measurement // Control Engineering Practice. 2012. V. 20 (2). P. 165–172.
17. Kadlec P., Gabrys B., Strandt S. Data-driven Soft Sensors in the process industry // Computers & Chemical Engineering. 2009. V. 33 (4). P. 795–814.
18. Almazán J. M. F., Beck R. Process Control, Virtual Sensors Bring Oil And Gas Simulations To Life. URL: <https://www.aogr.com/web-exclusives/exclusive-story/virtual-sensors-bring-oil-and-gas-simulations-to-life> (дата обращения: 21.02.2024).
19. Olaizola I. G., Quartulli M., Unzueta E., Goicolea J. I., Flórez J. Refinery 4.0, a Review of the Main Challenges of the Industry 4.0 Paradigm in Oil & Gas Downstream // Sensors. 2022. V. 22. N. 23. P. 9164.
20. Гурьева Е. М., Кольцов А. Г. Применение виртуальных анализаторов для определения качества нефтепродуктов // Динамика систем, механизмов и машин. 2016. № 1. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-virtualnyh-analizatorov-dlya-opredeleniya-kachestva-nefteproduktov> (дата обращения: 21.02.2024).

References

1. *Analiz rynka dizel'nogo topliva v Rossii v 2019–2023 gg., prognoz na 2024–2028 gg.* [Analysis of the diesel fuel market in Russia in 2019–2023, forecast for 2024–2028]. Available at: <https://businessstat.ru/catalog/id9732/> (accessed: 15.02.2024).
2. Kolotilov Iu. V., Sheikhsaganov Sh. K. Analiz struktury sistem predvaritel'noi gidravlicheskoj oчитки dizel'nogo topliva [Analysis of the structure of diesel fuel pre-hydraulic purification systems]. *Izvestiia Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2019, no. 12, pp. 446–449.
3. Samoilov N. A. Komp'yuternyi analiz gidroochistki dizel'nogo topliva: real'nost' i perspektivnye reshenia [Computer analysis of diesel fuel hydrotreating: reality and promising solutions]. *Delovoi zhurnal Neftegaz.RU*, 2022, no. 2 (122), pp. 80–87.
4. Zhirabok A. N., Kim Chkhun Ir. Metod postroeniia virtual'nykh datchikov dlia nelineinykh sistem [Computer analysis of diesel fuel hydrotreating: reality and promising solutions]. *Vestnik ISH DVFU*, 2021, no. 3 (48), pp. 11–16.
5. Iplik E., Aslanidou I., Kyprianidis K. Hydrocracking: A Perspective towards Digitalization. *Sustainability*, 2020, vol. 12, p. 7058.
6. Lukec I. *Predicting Product Quality with Soft Sensors: Application, Opportunities and Challenges*. Available at: <https://simulatelive.com/process/monitoring/predicting-product-quality-with-soft-sensors-application-opportunities-and-challenges> (accessed: 19.02.2024).
7. Ancheyta J., Sánchez S., Rodríguez M. A. Kinetic modeling of hydrocracking of heavy oil fractions: A review. *Catalysis Today*, 2005, vol. 109, iss. 1–4, pp. 76–92.
8. Ivashkina E. N., Chuzlov V. A., Dolganov I. M., Ivanchina E. D., Krivtsova N. I., Kotkova E. P. *Intellektual'naya gidroochistka [Intelligent hydrotreating]. Neftgazopererabotka, Tsifrovizatsiya*, 2020. Available at: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/tsifrovizatsiya/631430-intellektualnaya-gidroochistka/>

<https://magazine.neftegaz.ru/articles/tsifrovizatsiya/631430-intellektualnaya-gidroochistka/> (accessed: 14.02.2024).

9. Samoilov N. A., Grudnikov I. B., Zhilina V. A. Nekotorye problemy matematicheskogo modelirovaniia protsessa gidroochistki dizel'nogo topliva [Some problems of mathematical modeling of the diesel fuel hydrotreating process]. *Bashkirskii khimicheskii zhurnal*, 2019, no. 3, pp. 26-33.

10. Ikonen T. J., Bergman S., Corona F. A Bayesian inferential sensor for predicting the reactant concentration in an exothermic chemical process. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2023, vol. 241, p. 104942.

11. Nenad B., Goran G., Baksa T. Development of Soft Sensor for Diesel Fuel Quality Estimation. *Chemical Engineering & Technology*, 2010, vol. 33, pp. 405-413.

12. Shokri S., Sadeghi M. T., Marvast M. A., Narasimhan Sh. Improvement of the prediction performance of a soft sensor model based on support vector regression for production of ultra-low sulfur diesel. *Petroleum Science*, 2015, vol. 12, pp. 177-188.

13. Mohler I., Galinec G., Hölbling N., Bolf N., Andrijić Ž. Soft Sensors for Diesel Fuel Property Estimation. *Chemical Engineering Transactions*, 2010, vol. 21, pp. 1423-1428.

14. Khan S. I., Hoque A. S. M. L. SICE: an improved missing data imputation technique. *Journal of Big Data*, 2020, vol. 7 (37). <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00313-w>.

15. Khatibisepehr Sh., Huang B. Dealing with Irregular

Data in Soft Sensors: Bayesian Method and Comparative Study. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2008, vol. 47 (22), pp. 8713-8723.

16. Xing Jin, Siyun Wang, Biao Huang, Forbes F. Multiple model based LPV soft sensor development with irregular/missing process output measurement. *Control Engineering Practice*, 2012, vol. 20 (2), pp. 165-172.

17. Kadlec P., Gabrys B., Strandt S. Data-driven Soft Sensors in the process industry. *Computers & Chemical Engineering*, 2009, vol. 33 (4), pp. 795-814.

18. Almazán J. M. F., Beck R. *Process Control, Virtual Sensors Bring Oil And Gas Simulations To Life*. Available at: <https://www.aogr.com/web-exclusives/exclusive-story/virtual-sensors-bring-oil-and-gas-simulations-to-life> (accessed: 21.02.2024).

19. Olaizola I. G., Quartulli M., Unzueta E., Goicolea J. I., Flórez J. Refinery 4.0, a Review of the Main Challenges of the Industry 4.0 Paradigm in Oil & Gas Downstream. *Sensors*, 2022, vol. 22, no. 23, p. 9164.

20. Gur'eva E. M., Kol'tsov A. G. Primenenie virtual'nykh analizatorov dlia opredeleniia kachestva nefteproduktov [The use of virtual analyzers to determine the quality of petroleum products]. *Dinamika sistem, mekhanizmov i mashin*, 2016, no. 1. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-virtualnykh-analizatorov-dlya-opredeleniya-kachestva-nefteproduktov> (accessed: 21.02.2024).

Статья поступила в редакцию 27.02.2024; одобрена после рецензирования 11.03.2024; принята к публикации 05.04.2024
The article was submitted 27.02.2024; approved after reviewing 11.03.2024; accepted for publication 05.04.2024

Информация об авторах / Information about the authors

Виктория Мадияровна Зарипова – кандидат технических наук, доцент; доцент кафедры индустриального программирования; МИРЭА – Российский технологический университет; zaripova@mirea.ru

Viktoriya M. Zaripova – Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor; Assistant Professor of the Department of Industrial Programming; MIREA – Russian Technological University; zaripova@mirea.ru

Ирина Юрьевна Петрова – доктор технических наук, профессор; профессор кафедры высшей и прикладной математики; Астраханский государственный технический университет; irapet1949@gmail.com

Irina Yu. Petrova – Doctor of Technical Sciences, Professor; Professor of the Department of Higher and Applied Mathematics; Astrakhan State Technical University; irapet1949@gmail.com

Шамсутдин Кадиевич Шейхгасанов – аспирант кафедры высшей и прикладной математики; Астраханский государственный технический университет; sheih0113@mail.ru

Shamsutdin K. Sheikhsaganov – Postgraduate Student of the Department of Higher and Applied Mathematics; Astrakhan State Technical University; sheih0113@mail.ru

