

Научная статья
УДК 662.741.31
<https://doi.org/10.24143/2072-9502-2024-2-29-37>
EDN WNVPFU

Моделирование установки замедленного коксования в программе MatLab

Ольга Сергеевна Харитоновна[✉], *Вероника Владимировна Бронская,*
Ольга Васильевна Зиннурова, Алексей Александрович Фирсин

Казанский национальный исследовательский технологический университет,
Казань, Россия, Os_kharitonova@mail.ru[✉]

Аннотация. В целях предупреждения возникновения аварийной ситуации на предприятиях нефтяной и газовой промышленности необходимо применять системы регулирования, автоматизации и сигнализации. В этой связи в последнее время все большую популярность набирают технологии искусственного интеллекта. Особенный интерес представляют нейронные сети. Для реализации задачи регулирования, автоматизации и прогнозирования технологических процессов нефтяной промышленности возможно применение нейросетевого моделирования химико-технологических процессов. Приведены примеры использования нейросетевого моделирования на практике. Представлены результаты нейросетевого моделирования установки замедленного коксования одного из действующих предприятий. Смоделирована установка замедленного коксования в программном комплексе UniSim Design, которая позволила получить исходный массив данных для нейронной сети. Нейросеть была построена в программе MatLab, создан код программы. Представлены графики погрешности, регрессии. Приведен анализ результатов, представленных на графиках регрессии и погрешности. В результате тестирования модели было получено минимальное расхождение экспериментальных и предсказанных данных, что говорит об адекватности нейросетевой модели. Также было произведено дополнительное тестирование программы. Представлены результаты обучения и тестирования модели. Полученные результаты в дальнейшем могут быть использованы для создания программ на разных уровнях управления, т. к. модель позволяет оценить количество потерь в период работы установки при определенном расходе питательной воды, подаваемой на установку в качестве турбололизатора.

Ключевые слова: нефтяная промышленность, нейросетевая модель, моделирование, замедленное коксование, питательная вода, потери

Для цитирования: Харитоновна 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. <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2024-2-29-37>. EDN WNVPFU.

Original article

Modeling of a delayed coking plant in the MatLab program

Olga S. Kharitonova[✉], *Veronika V. Bronskaya, Olga V. Zinnurova, Alexey A. Firsin*

Kazan National Research Technological University,
Kazan, Russia, Os_kharitonova@mail.ru[✉]

Abstract. In order to prevent the occurrence of an emergency situation in the oil and gas industry, it is necessary to use control, automation and alarm systems. In this regard, artificial intelligence technologies have recently become increasingly popular. Neural networks are of particular interest. To implement the task of regulating, automating and predicting technological processes in the oil industry, it is possible to use neural network modeling of chemical and technological processes. Examples of using neural network modeling in practice are given. The results of neural network modeling of a delayed coking plant of one of the operating enterprises are presented. A delayed coking installation was modeled in the UniSim Design software package, which allowed us to obtain an initial data array for a neural network. The neural network was built in the MatLab program, and the program code was created. Graphs of error and regression are presented. The analysis of the results presented on the regression and error graphs is given. As a result of testing the model, minimal discrepancies between experimental and predicted data were obtained, which indicates

the adequacy of the neural network model. An additional test of the program was also performed. The results of training and testing of the model are presented. The results obtained can later be used to create programs at different levels of control, since the model allows you to estimate the amount of losses during the operation of the installation at a certain flow rate of feed water supplied to the installation as a turbocharger.

Keywords: oil industry, neural network model, simulation, delayed coking, feed water, losses

For citation: Kharitonova O. S., Bronskaya V. V., Zinnurova O. V., Firsin A. A. Modeling of a delayed coking plant in the MatLab program. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Management, computer science and informatics*. 2024;2:29-37. (In Russ.). <https://doi.org/10.24143/2072-9502-2024-2-29-37>. EDN WNVPFU.

Введение

Все объекты нефтяной промышленности относятся к особо опасным объектам ввиду переработки горючих твердых веществ, горючих жидкостей, легковоспламеняющихся жидкостей и газов, высоких и низких значений давления и температур. Для снижения риска возникновения аварийной ситуации необходимо применение систем регулирования, автоматизации, контроля, сигнализации, а также систем прогнозирования таких ситуаций. В настоящий момент набирает популярность применение нейросетевого моделирования с целью прогнозирования и предотвращения аварийных ситуаций [1].

Вклад нефтяной промышленности в экономику России сложно переоценить. Мировые мощности только по переработке нефтяных остатков достигли около 725 млн метрических тонн в год. С каждым годом увеличивается спрос на транспортное топливо и объемы тяжелой сырой нефти, что привело к возобновлению интереса к глубокой переработке с использованием различных процессов конверсии.

Процесс замедленного коксования известен своей универсальностью в переработке (отсутствие жестких требований к составу нефтяных остатков). Следует отметить, что благодаря процессу замедленного коксования разрешаются проблемы утилизации тяжелых нефтепродуктов и проблема загрязнения окружающей среды.

Ввиду высоких значений параметров технологического процесса установки замедленного коксования (УЗК), их опасности для персонала и, соответственно, наличия риска возникновения аварии на установке она нуждается как в системах автоматизации, контроля и регулирования, так и в системах прогнозирования аварийных ситуаций и самого процесса. Данную проблему можно решить путем использования нейросетевого моделирования [2–5].

Искусственные нейронные сети представляют собой вычислительные системы или, другими словами, совокупность соединенных между собой узлов, что является аналогией нейронных сетей мозга человека. Нейронные сети позволяют смоделировать любой химико-технологический процесс. В полученную модель могут быть внедрены системы контроля и сигнализации. На основе нейросетевой модели возможно создание программ или приложений, которые будут использованы на различных уровнях предприятия (на уровне операторов, начальников цехов, руководства, финансового отдела и пр.). Данные программы будут использованы как с целью моделирования процесса, так и для прогнозирования выпуска продукции в рамках дальнейшего планирования или удовлетворения потребности завода.

Тенденция к применению нейронных сетей в промышленности демонстрирует рост, также разрабатываются программы для различных установок нефтеперерабатывающих и нефтехимических производств на основе нейросетевого моделирования.

Следует отметить, что моделирование химико-технологических процессов позволяет минимизировать вмешательство исследователя в сам процесс, т. к. моделирование подразумевает создание виртуальной модели, изменения работы которой не несут никакой опасности как для человека, так и для природы [6]. В этом заключается одно из преимуществ моделирования химико-технологических процессов.

Методы и материалы

Данные по эксплуатации УЗК в составе крупных нефтеперерабатывающих заводов Российской Федерации представлены в табл. 1.

Таблица 1

Table 1

Установки замедленного коксования на заводах России

Delayed coking plants in Russian factories

Предприятие	Ввод в эксплуатацию, г.	Проектная мощность по сырью, тыс. т/год
ОАО «Роснефть-Ангарская НХК», г. Ангарск	1970	600
ОАО «Роснефть-Комсомольский НПЗ», г. Комсомольск-на-Амуре	2012	1 000

Окончание табл. 1
 The ending of table 1

Предприятие	Ввод в эксплуатацию, г.	Проектная мощность по сырью, тыс. т/год
ОАО «Роснефть-Новокуйбышевский НПЗ», г. Новокуйбышевск	1985	1 500
ООО «ЛУКОЙЛ-Волгограднефтепереработка», г. Волгоград	1966 (рекон. 2009)	600
	2009	400
	2011	1 000
ООО «ЛУКОЙЛ-Пермнефтеоргсинтез», г. Пермь	1970 (рекон. 2012)	1 000
ООО «Газпромнефть-Омский НПЗ», г. Омск	1971 (рекон. 2017)	2 000
ОАО «НОВОЙЛ», г. Уфа,	1956 (рекон. 2009)	700
ОАО «Уфанефтехим», г. Уфа		
ПАО «ТАНЕКО», г. Нижнекамск	2016	2 000
	2021	2 000
Антипинский НПЗ, г. Тюмень	2017	200
ООО «ЛУКОЙЛ-Пермнефтеоргсинтез», г. Пермь	2015	1 100

Khatipova O. S., Bronskaya V. V., Zimugova O. V., Fisinin A. A. Modeling of a delayed coking plant in the Matlab program

В результате замедленного коксования получают как светлые фракции, так и кокс различных видов (игольчатый, анодный и т. д.). В работе [2] было изучено влияние параметров (вязкость, со-

став, индекс текучести расплава и т. д.) на свойства кокса с применением нейронных сетей.

На рис. 1 представлена технологическая схема процесса УЗК.

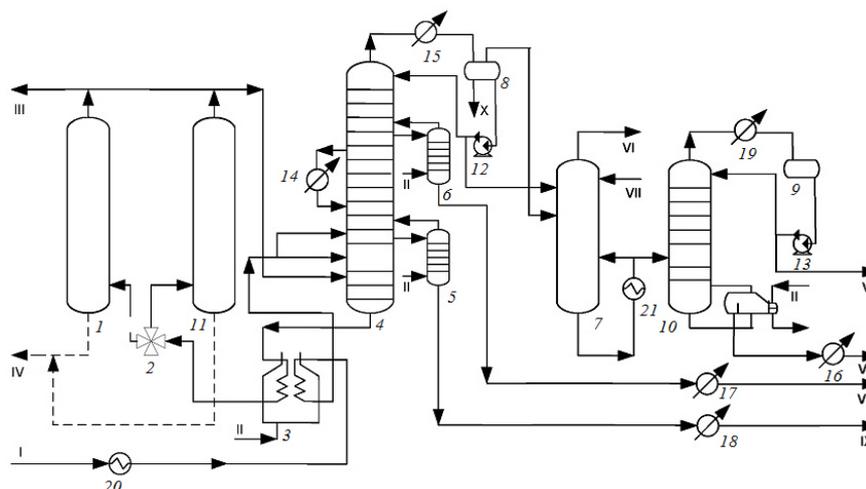


Рис. 1. Технологическая схема установки замедленного коксования:
 1, 11 – коксовые камеры; 2 – четырехходовой кран; 3 – печь; 4 – колонна фракционирования;
 5, 6 – отпарные колонны; 7 – фракционирующий абсорбер; 8, 9 – емкости; 10 – колонна стабилизации бензина;
 12, 13 – насосы; 15–19 – холодильники; 14, 20, 21 – теплообменники;
 I – сырье; II – водяной пар; III – пары отпарки камер; IV – кокс; V – сжиженный газ с легким бензином;
 VI – газ; VII – стабильный бензин; VIII – легкий газойль; IX – тяжелый газойль; X – конденсат

Fig. 1. Technological scheme of the delayed coking plant:
 1, 11 – coke chambers; 2 – four-way crane; 3 – furnace; 4 – distillation column;
 5, 6 – steam columns; 7 – fractionating absorber; 8, 9 – tanks; 10 – gasoline stabilization column;
 12, 13 – pumps; 15–19 – refrigerators; 14, 20, 21 – heat exchangers;
 I – raw materials; II – water vapor; III – steam stripping chambers; IV – coke; V – liquefied gas with light gasoline;
 VI – gas; VII – stable gasoline; VIII – light gas oil; IX – heavy gas oil; X – condensate

На установку поступает сырье, проходит через насос (не указан на схеме), теплообменник 20 и направляется в колонну фракционирования 4, в которую также направляются пары коксования от камер коксования. В колонне фракционирования

происходит разделение сырья на газ, бензиновую фракцию, легкий и тяжелый газойль. Все продукты направляют на дальнейшую переработку в другие цеха. Кубовая часть колонны фракционирования направляется с низа колонны в печь 3, предвари-

тельно смешиваясь с водяным паром II (или питательной водой). После печи нагретый поток направляется в блок камер коксования через четырехходовой кран 2, который переключается при заполнении одной колонны на другую 1, 11. Процесс коксования в одной колонне длится 18 ч, в результате процесса пропарки кокса в камере образуются пары коксования, которые направляются в колонну фракционирования 4. Пропаренный и отставший кокс выгружается из камеры с применением гидрорезака (выгрузка за счет высокого напора струи воды). Кокс IV переходит в коксовые бункеры, отстаивается от воды и направляется на хранение.

Процесс в УЗК сопровождается высокими температурами, высоким давлением в системах, механическими передвижениями, что представляет опасность для окружающей среды. Именно поэтому данный процесс необходимо оснастить интеллектуальными системами прогнозирования.

На данный момент применение нейросетевого моделирования находит все более широкое применение в технике и технологиях [3]. В работе [4] предложено применение нейронной сети для моделирования газотурбинных установок. В работе [5] представлена модель, которая прогнозирует показатели качества выходных продуктов и построена на основе искусственной нейронной сети. Нейросетевая модель применяется для верификации значений измеряемых параметров при интеграции интеллекту-

альной системы поддержки принятия решений [6]. Было произведено моделирование процесса дегидрирования метилбутонов в изопрен [7]. В работе [8] предложено применение нейросетевой модели непосредственно при управлении процессом термохимического обезвоживания нефтяных эмульсий.

В исследованиях [9] представлена искусственная нейронная сеть, моделирующая УЗК. Авторы [10] представили моделирование УЗК с применением сразу двух подходов: применение обобщенной регрессионной нейронной сети и алгоритм ДНК на основе двойной цепи. В результате была получена модель, которая используется для прогнозирования и оптимизации процесса.

Все это говорит об актуальности исследования и применения нейронных сетей, нейросетевого моделирования в процессах нефтепереработки [11–16], особенно для процесса замедленного коксования.

Экспериментальная часть

В результате исследования процесса замедленного коксования была выявлена зависимость изменения выхода продуктов от количества подаваемой питательной воды.

Для экономической оценки применения модели предлагается технико-экономическое обоснование проекта, расчет был выполнен с учетом текущей стоимости продуктов установки (на 2023 г.) и численности 85 человек (табл. 2).

Таблица 2

Table 2

Технико-экономические показатели работы УЗК при максимальной и минимальной подаче питательной воды

Technical and economic indicators of DCU operation at maximum and minimum feed water supply

Показатель	Данные аналога	Данные проекта (максимальная подача питательной воды)	Данные проекта (минимальная подача питательной воды)
Годовая мощность установки, т	2 000 000,00	2 000 001,31	
Выход светлых фракций, %	58,32	70,52	70,66
Себестоимость 1 т продукции, руб./т	15 517,74	15 321,08	15 490,03

В результате расчета технико-экономического обоснования было выявлено следующее:

- при изменении расхода подаваемой питательной воды в процесс происходит изменение выхода светлых фракций (нестабильной нефти, легкого газойля), что отражается на конечной выручке предприятия (чем выше выход нестабильной нефти и легкого газойля, тем выше валовая выручка предприятия (нестабильная нефть и легкий газойль направляются на дальнейшую переработку));
- себестоимость 1 т целевого продукта при максимальной подаче питательной воды на 1,3 % меньше, чем себестоимость 1 т целевого продукта

согласно аналогу, при этом экономический эффект от снижения себестоимости положительный;

- себестоимость 1 т целевого продукта при минимальной подаче питательной воды на 0,7 % больше, чем себестоимость 1 т целевого продукта согласно аналогу, при этом экономический эффект от снижения себестоимости отрицательный.

Для получения исходных данных для моделирования установки замедленного коксования с применением нейронных сетей была построена расчетная схема УЗК в программном комплексе UniSim Design (рис. 2).

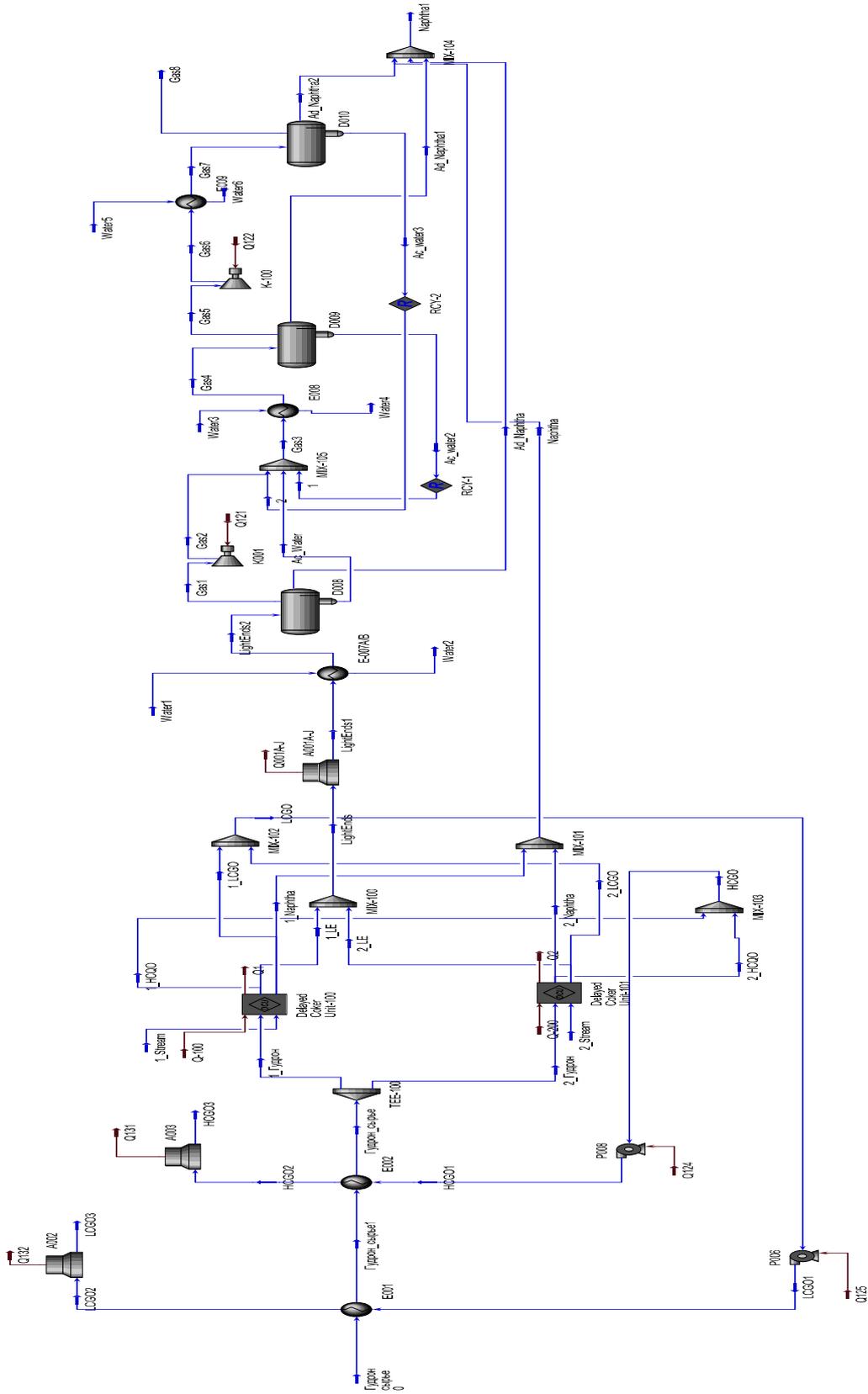


Рис. 2. Расчетная схема установки замедленного коксования в пакете UniSim

Fig. 2. The design scheme of the delayed coking unit in the UniSim package

Khaitonova O. S., Bronskaya V. V., Zimshina O. V., Frisn A. A. Modeling of a delayed coking plant in the Matlab program

Данная схема позволяет варьировать исходные данные (расход сырья, состав сырья, его технологические параметры и т. д.) и через короткое время после расчета всей схемы наблюдать за изменениями в выходах продукта, его составе и других технологических параметрах.

Для создания нейросетевой модели процесса замедленного коксования было использовано приложение Neural Network Toolbox программного комплекса MatLab, отличающееся легкостью в работе, быстрым алгоритмом расчета и доступностью в применении (одна из редких программ, имеющая онлайн-версию).

Благодаря расчетной модели замедленного коксования в программном комплексе UniSim Design

были получены данные для построения нейронной сети. Согласно работе [10], для получения лучшего результата необходимо моделировать процесс по каждому показателю отдельно (при этом средняя погрешность будет на порядок выше).

Ввиду небольшого количества данных была построена зависимость этих данных от расхода питательной воды и для каждого показателя рассчитано уравнение с целью получения большого массива данных для построения модели с низкой погрешностью.

В табл. 3 представлен исходный массив данных для обучения нейронной сети, содержащий данные о давлении гудрона, расходе питательной воды, содержании серы в коксе, выходе продуктов – кокса и «потерь».

Таблица 3

Table 3

Исходный массив данных для обучения нейронной сети

The initial data set for training a neural network

№	Давление гудрона, кгс/см ²	Расход питательной воды	Содержание серы в коксе, масс. %	Выход кокса, масс. %	Выход потери, масс. %
1	0,2	1 088,6	2,22	21,5	511,873
2	0,4	1 089	2,33	27,0	512,2827
3	0,3	1 090	1,41	21,0	513,307
...
2113	0,6	3 200	0,62	26,5	2 674,58

Для нейронной сети данные разделяются на обучающие, проверочные и тестовые наборы:

- 70 % на обучение;
- 15 % для проверки того, что сеть обобщает, и для остановки обучения перед переобучением;
- 15 % для независимой проверки обобщения сети.

Для нейронной сети был выбран алгоритм Левенберга – Марквардта (метод оптимизации, направленный на решение задач о наименьших квадратах).

Производительность модели близится к 0, что говорит о хорошей обучаемости и эффективности модели.

Результаты

Результаты расчета нейронной сети для определения потерь в процессе замедленного коксования и результаты тестирования нейронной сети представлены на рис. 3.

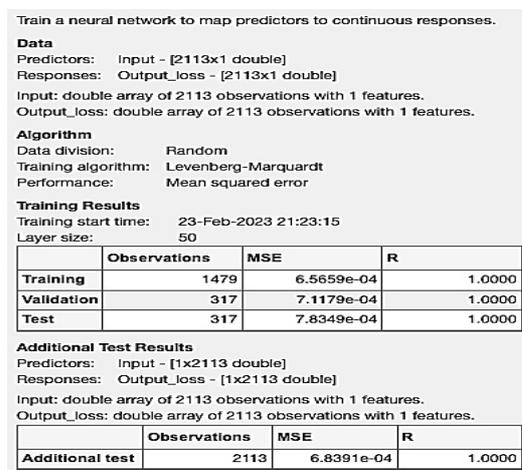


Рис. 3. Результаты расчета нейронной сети для определения потерь и результаты тестирования нейронной сети

Fig. 3. The results of calculating the neural network for determining losses and the results of testing the neural network

График производительности нейронной сети для определения потерь представлен на рис. 4.

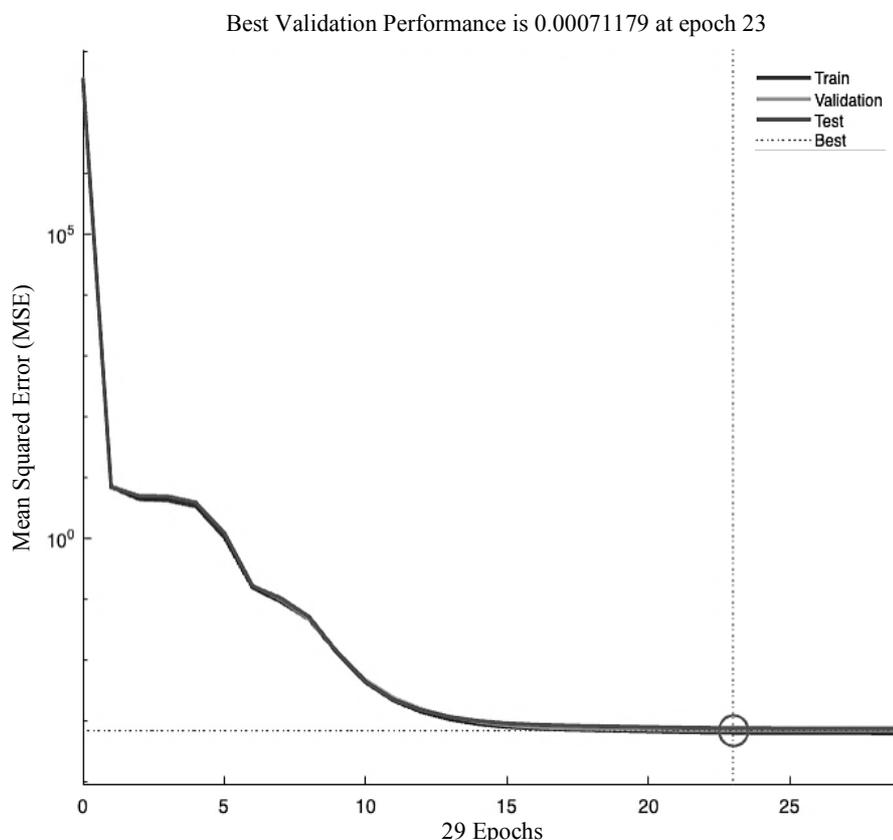


Рис. 4. График производительности нейронной сети для определения потерь

Fig. 4. Neural network performance graph for determining losses

Критерий MSE представляет собой среднеквадратическую ошибку между предсказанными и реальными значениями. Чем меньше критерий MSE, тем лучше обучена модель. Для данной нейронной сети получен критерий MSE близкий к 0, модель обучена достаточно эффективно.

Критерий R (см. рис. 3) представляет собой коэффициент детерминации или долю дисперсии зависимой переменной, объясняемая зависимостью рассматриваемой моделью. Чем ближе критерий R к единице, тем лучше обучена модель.

На рис. 4 представлен график производительности нейронной сети. Согласно данному графику регрессии можно сделать вывод о том, что нейронная сеть обучилась практически на 100 %, т. к. для идеальной подгонки данные должны располагаться вдоль линии под углом 45°, где выходные данные сети равны откликам, что есть на представленных графиках.

Была произведена проверка нейронной сети для определения потерь. В результате запроса численно-

го количества потерь при подаче питательной воды в количестве 1 300 кг/ч нейросеть выдала значение 728,4119, что соответствует исходным данным. Это еще раз подтверждает адекватность модели.

Заключение

В статье приведены результаты нейросетевого моделирования установки замедленного коксования. При создании расчетной схемы установки была выявлена зависимость изменения выхода продуктов от расхода питательной воды. Была создана нейросетевая модель установки на языке программирования MatLab на основе данных, полученных в результате расчета установки замедленного коксования в программном комплексе Unisim Design.

Решение задач в области прогнозирования аварийных ситуаций, контроля и прогнозирования самого процесса с применением искусственного интеллекта, а именно нейронных сетей, вносит значительный вклад в моделирование, интенсификацию и оптимизацию химико-технологических процессов.

Список источников

1. Bakhtadze N. N., Lototsky V. A. Knowledge-based models of nonlinear systems based on inductive learning // *Intelligent Systems Reference Library*. 2016. V. 98. P. 85–104.
2. 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. V. 41. N. 5. P. 374–383.
3. Харитонов О. С., Бронская В. В., Зиннурова О. В., Фирсин А. А. Искусственный интеллект в процессе замедленного коксования: состояние и тенденции // *Наука, технологии, общество – НТО-II-2022: сб. науч. ст. по материалам II Всерос. науч. конф. (Красноярск, 28–30 июля 2022 г.)*. Красноярск: Обществ. учрежд. «Краснояр. краевой Дом науки и техники Рос. союза науч. и инженер. обществ. об-ний», 2022. С. 88–91.
4. Шаровин И. М., Смирнов Н. И., Репин А. И. Применение искусственных нейронных сетей для адаптации САР в процессе их эксплуатации // *Промышленные АСУ и контроллеры*. 2012. № 4. С. 27–32.
5. Килин Г. А., Кавалеров Б. В., Бахирев И. В. Получение нелинейной модели ГТУ на основе нейронной сети // *Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике*. 2015. Т. 1. С. 72–77.
6. 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. V. 41. N. 5. P. 374–383.
7. Веревкин А. П., Слетнев М. С. Усовершенствованное управление (АРС) нефтехимическим производством на основе многоуровневой нейросетевой системы поддержки принятия решений // *Нефтегазовое дело*. 2012. Т. 10. № 2. С. 61–64.
8. Шаймухаметов Д. Р., Мустафина С. А., Шаймухаметова Д. В. Прямое моделирование процесса дегидрирования метилбутенов в изопрен на основе искусственных нейронных сетей // *Вестн. Технолог. ун-та*. 2017. Т. 20. № 24. С. 123–126.
9. Артюшкин И. В., Максимов А. Е. Разработка автоматической системы управления процессом термохимического обезвоживания нефтяных эмульсий на основе искусственной нейронной сети // *Вестн. Самар. гос. техн. ун-та. Сер.: Технические науки*. 2017. № 1 (53). С. 7–15.
10. Zahedi G., Lohi A., Karami Z. A Neural Network Approach for Identification and Modeling of Delayed Coking Plant // *International Journal of Chemical Reactor Engineering*. 2009. V. 7. Iss. 1. DOI: 10.2202/1542-6580.1832.
11. 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. V. 8. Iss. 1. DOI: 10.2202/1542-6580.2192.
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. Мухаметзянова А. Г., Бронская В. В., Харитонов О. С. Нейросетевое моделирование гидродинамики потока в колонных аппаратах с насадочными элементами // *Вестн. Технолог. ун-та*. 2021. Т. 24. № 12. С. 139–141.
14. Харитонов О. С., Бронская В. В., Бальзамов Д. С., Бальзамов Д. С., Костромин Р. Н., Игнашина Т. В., Гарифуллина Э. В. Применение искусственных нейронных сетей в нефтегазовой отрасли // *Инновационные машиностроительные технологии, оборудование и материалы – 2022 (МНТК «ИМТОМ-2022»): материалы XI Междунар. науч.-техн. конф. (Казань, 08 декабря 2022 г.)*. Казань: Акционер. о-во «Казан. науч.-исслед. ин-т авиац. технологий», 2022. С. 306–310.
15. Аминова Г. А., Мануйко Г. В., Бронская В. В., Игнашина Т. В., Захарова О. В., Дьяконов Г. С. Математическое моделирование процесса синтеза бутадиенового каучука на кобальт- и неодимсодержащих каталитических системах в каскаде реакторов с теплоотводом // *Высокомолекулярные соединения. Сер. Б*. 2008. Т. 50. № 11. С. 2029–2034.
16. Benvenuta-Tapia J. J., Tenorio-Lopez J. A., Montiel C., Rios-Guerrero L. Kinetics of the anionic polymerization of buta-1,3-diene considering different reactivities of the cis, trans and vinyl structural units // *Macromol. React. Eng.* 2008. V. 22. N. 5. P. 436–451.

References

1. Bakhtadze N. N., Lototsky V. A. Knowledge-based models of nonlinear systems based on inductive learning. *Intelligent Systems Reference Library*, 2016, vol. 98, pp. 85-104.
2. 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, no. 5, pp. 374-383.
3. Kharitonova O. S., Bronskaia V. V., Zinnurova O. V., Firsin A. A. Iskusstvennyi intellekt v protsesse zamedlennogo koksovaniia: sostoianie i tendentsii [Artificial intelligence in the process of delayed coking: state and trends]. *Nauka, tekhnologii, obshchestvo – NTO-II-2022: sbornik nauchnykh statei po materialam II Vserossiiskoi nauchnoi konferentsii (Krasnoiar'sk, 28–30 iulia 2022 g.)*. Krasnoiar'sk, Obshchestv. uchrezhd. «Krasnoiar. kraevoi Dom nauki i tekhniki Ros. soiuza nauch. i inzhener. obshchestv. ob-nii», 2022. Pp. 88-91.
4. Sharovinn I. M., Smirnov N. I., Repin A. I. Primenenie iskusstvennykh neuronnykh setei dlia adaptatsii SAR v protsesse ikh ekspluatatsii [The use of artificial neural networks for the adaptation of ATS during their operation]. *Promyshlennyye ASU i kontroliery*, 2012, no. 4, pp. 27-32.
5. Kilin G. A., Kavalero V. V., Bakhirev I. V. Poluchenie nelineinoy modeli GTU na osnove neuronnoy seti [Obtaining a nonlinear GTU model based on a neural network]. *Avtomatizatsiia v elektroenergetike i elektrotekhnike*, 2015, vol. 1, pp. 72-77.
6. 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, no. 5, pp. 374-383.
7. Verevkin A. P., Sletnev M. S. Usovershenstvovannoe upravlenie (APC) neftekhimicheskim proizvodstvom na osnove mnogourovnevoy neurosetevoi sistemy podderzhki priniatiia reshenii [Advanced Management (APC) of petrochemical production based on a multi-level neural network decision support system]. *Neftegazovoe delo*, 2012, vol. 10, no. 2, pp. 61-64.

8. Shaimukhmetov D. R., Mustafina S. A., Shaimukhmetova D. V. Priamoe modelirovanie protsessa degidrirovaniia metilbutenov v izopren na osnove iskusstvennykh neironnykh setei [Direct modeling of the process of dehydrogenation of methylbutenes into isoprene based on artificial neural networks]. *Vestnik Tekhnologicheskogo universiteta*, 2017, vol. 20, no. 24, pp. 123-126.

9. Artiushkin I. V., Maksimov A. E. Razrabotka avtomaticheskoi sistemy upravleniia protsessom termokhimicheskogo obezvozhivaniia nefnianykh emul'sii na osnove iskusstvennoi neironnoi seti [Development of an automatic control system for the process of thermochemical dewatering of petroleum emulsions based on an artificial neural network]. *Vestnik Samar'skogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Seriya: Tekhnicheskie nauki*, 2017, no. 1 (53), pp. 7-15.

10. Zahedi G., Lohi A., Karami Z. A Neural Network Approach for Identification and Modeling of Delayed Coking Plant. *International Journal of Chemical Reactor Engineering*, 2009, vol. 7, iss. 1. DOI: 10.2202/1542-6580.1832.

11. 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, iss. 1. DOI: 10.2202/1542-6580.2192.

12. Denikeeva A. U. Modelirovanie protsessa polucheniia gazoilia pri pomoshchi iskusstvennoi neironnoi seti [Simulation of the gas oil production process using an artificial neural network]. *Prioritetnye nauchnye napravleniia: ot teorii k praktike*, 2016, no. 26-1, pp. 219-223.

13. Mukhametdzianova A. G., Bronskaia V. V., Kharitono-

va O. S. Neurosetevoe modelirovanie gidrodinamiki potoka v kolonnykh apparatakh s nasadochnymi elementami [Neural network modeling of flow hydrodynamics in column apparatuses with nozzle elements]. *Vestnik Tekhnologicheskogo universiteta*, 2021, vol. 24, no. 12, pp. 139-141.

14. Kharitonova O. S., Bronskaia V. V., Balzamov D. S., Balzamov D. S., Kostromin R. N., Ignashina T. V., Garifullina E. V. Primenenie iskusstvennykh neironnykh setei v neftegazovoi otrasli [The use of artificial neural networks in the oil and gas industry]. *Innovatsionnye mashinostroitel'nye tekhnologii, oborudovanie i materialy – 2022 (MNTK «IMTOM-2022»): materialy KHI Mezhdunarodnoi nauchno-tekhnicheskoi konferentsii (Kazan', 08 dekabria 2022 g.)*. Kazan', Aktsioner. o-vo «Kazan. nauch.-issled. in-t aviats. tekhnologii», 2022. Pp. 306-310.

15. Aminova G. A., Manuiko G. V., Bronskaia V. V., Ignashina T. V., Zakharaeva O. V., Dyakonov G. S. Matematicheskoe modelirovanie protsessa sinteza butadienovogo kauchuka na kobalt- i neodimsoderzhashchikh kataliticheskikh sistemakh v kaskade reaktorov s teplootvodom [Mathematical modeling of the synthesis of butadiene rubber on cobalt- and neodymium-containing catalytic systems in a cascade of reactors with a heat sink]. *Vysokomolekuliarnye soedineniia. Seriya B*, 2008, vol. 50, no. 11, pp. 2029-2034.

16. Benvenuta-Tapia J. J., Tenorio-Lopez J. A., Montiel C., Rios-Guerrero L. Kinetics of the anionic polymerization of buta-1,3-diene considering different reactivities of the cis, trans and vinyl structural units. *Macromol. React. Eng.*, 2008, vol. 22, no. 5, pp. 436-451.

Статья поступила в редакцию 20.11.2023; одобрена после рецензирования 20.02.2024; принята к публикации 09.04.2024
The article was submitted 20.11.2023; approved after reviewing 20.02.2024; accepted for publication 09.04.2024

Информация об авторах / Information about the authors

Ольга Сергеевна Харитонова – аспирант кафедры процессов и аппаратов химической технологии; Казанский национальный исследовательский технологический университет; Os_kharitonova@mail.ru

Вероника Владимировна Бронская – кандидат технических наук; доцент кафедры процессов и аппаратов химической технологии; Казанский национальный исследовательский технологический университет; dveronika@mail.ru

Ольга Васильевна Зиннурова – кандидат педагогических наук; доцент кафедры химической технологии переработки нефти и газа; Казанский национальный исследовательский технологический университет; zinnurovaov@mail.ru

Алексей Александрович Фирсин – ассистент кафедры химической технологии переработки нефти и газа; Казанский национальный исследовательский технологический университет; af@fnnh.ru

Olga S. Kharitonova – Postgraduate Student of the Department of Chemical Engineering Process; Kazan National Research Technological University; Os_kharitonova@mail.ru

Veronika V. Bronskaya – Candidate of Technical Sciences; Assistant Professor of the Department of Chemical Engineering Process; Kazan National Research Technological University; dveronika@mail.ru

Olga V. Zinnurova – Candidate of Pedagogic Sciences; Assistant Professor of the Department of Chemical Technology of Petroleum and Gas Processing; Kazan National Research Technological University; zinnurovaov@mail.ru

Alexey A. Firsin – Lecturer of the Department of Chemical Technology of Petroleum and Gas Processing; Kazan National Research Technological University; af@fnnh.ru

