

УДК 004.896

АСПЕКТЫ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЯ НА НЕФТЕПЕРЕРАБАТЫВАЮЩЕМ ЗАВОДЕ



И.А. Бабкин

*Аспирант кафедры математического
обеспечения и стандартизации
информационных технологий РТУ МИРЭА
naliab@yandex.ru*



Е.И. Алаторцев

*Профессор кафедры математического
обеспечения и стандартизации
информационных технологий РТУ
МИРЭА, доктор технических наук
alatortsev@mirea.ru*

И.А. Бабкин

Окончил Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации. Область научных интересов связана с исследованием применения моделей машинного обучения в технологических процессах нефтеперерабатывающих заводов.

Е.И. Алаторцев

Окончил УВВТУ им. Б.Хмельницкого. Область научных интересов связана с исследованиями бизнес-процессов управления качеством в технологических процессах нефтеперерабатывающих заводов.

Аннотация. В условиях цифровизации экономики России нефтегазовая отрасль должна соответствовать нарастающим технологическим требованиям, в том числе по оптимизации энергозатрат. Традиционные методы сокращения энергопотребления на нефтеперерабатывающих заводах ограничены в возможностях из-за низкого уровня автоматизации. Поэтому были рассмотрены современные подходы по цифровизации, связанные с использованием методов глубокого обучения, позволяющие значительно сократить энергозатраты за счет повышения на первом этапе оптимизации качества прогнозирования энергопотребления.

Внедрение нейросетевых моделей на нефтеперерабатывающих заводах и развитие технологий машинного обучения позволяет повысить уровень цифровизации и эффективности процесса оптимизации энергопотребления.

Ключевые слова: машинное обучение, глубокое обучение, нейронные сети, искусственный интеллект (ИИ), анализ данных, прогнозирование, энергопотребление, нефтепереработка, нефтегазовая отрасль, повышение эффективности.

Введение. Нефтеперерабатывающие заводы (НПЗ) играют важнейшую роль в удовлетворении глобальных энергетических потребностей и обеспечении экономического развития большинства стран, питая транспорт, промышленность, производство, строительство и многие другие сектора экономики. Процесс переработки нефтяного сырья состоит из последовательности сложных первичных и вторичных технологических процессов, таких как атмосферная и вакуумная дистилляция, коксование, гидрокрекинг и риформинг, для получения широкого спектра продуктов, включая бензин, керосин, дизельное топливо, мазут и другие.

Энергоемкость данного процесса составляет значительную часть операционных затрат и любое вмешательство в него может повлиять на качество выпускаемых нефтепродуктов [1]. Принимая во внимание масштабы этих предприятий, становится все

более актуальной задача исследования эффективных мер по снижению издержек производства, в том числе и энергозатрат. Кроме того, в условиях стремления к снижению выбросов углекислого газа и переходу к экологически безопасным технологиям НПЗ вынуждены искать инновационные решения, позволяющие одновременно повысить производительность и минимизировать негативное воздействие на окружающую среду.

Современным ответом на данные вызовы стала цифровизация нефтеперерабатывающей промышленности на всех ее этапах. К примеру, можно наблюдать успешную интеграцию технологии «распределенного реестра» (блокчейн), а именно смарт-контрактов, в цепочки поставок нефтепродуктов для прозрачного контроля за исполнением обязательств и эффективной цифровизации операционных процессов [2]. Также широко применяются облачные технологии и цифровые платформы для централизованного управления и координацией работы нефтехимических комплексов.

Особенно существенно на современных НПЗ отразилось внедрение решений «промышленного интернета вещей» (Industrial Internet of Things, IIoT), ключевого элемента Индустрии 4.0. Оснащение технологических установок на производстве множеством датчиков позволяет проводить непрерывный мониторинг и собирать большие массивы данных для их дальнейшего анализа. Поэтому открывается возможность применения комплексных интеллектуальных решений с целью повышения эффективности производства на НПЗ.

Методы прогнозирования энергопотребления. К стандартным методам оптимизации энергопотребления можно отнести физико-химическое моделирование, линейное программирование и экспертные системы. Анализ показал, что они имеют ряд ограничений, связанных со сложностью настройки и необходимостью постоянного ручного обновления моделей функционирования. Классические регрессионные методы, такие как линейная и полиномиальная регрессия, традиционно используются для задачи прогнозирования, но их применимость ограничена [3]. Связано это с тем, что данные методы предполагают наличие линейных зависимостей между переменными, что не всегда соотносится со сложными процессами производства на НПЗ. Регрессионные модели плохо адаптируются к нелинейным изменениям в потреблении энергии, вызванным отклонениями параметров сырья, окружающей среды и эксплуатационных условий от привычных значений. Такие особенности делают эти методы недостаточными для точного прогнозирования энергопотребления.

В научных работах, посвященных настоящему вопросу, подчеркиваются преимущества использования в данной задаче методов глубокого обучения, а именно искусственных нейронных сетей (ИНС) [4]. В отличие от обычных методов машинного обучения, инструменты глубокого обучения позволяют анализировать большие объемы данных, выявлять скрытые закономерности и адаптироваться к изменениям в технологических процессах на производстве в автоматическом режиме. Используя множество взаимосвязанных слоев нейронов, ИНС способны распознавать закономерности в данных, которые были бы невидимы для моделей машинного обучения, основанных на простых статистических закономерностях и предполагающих предсказуемый результат.

Одними из ключевых типов ИНС в задаче прогнозирования энергопотребления выделяют методы, основанные на обработке последовательностей данных, а не отдельных событий, называемые рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Network, RNN). Такие виды ИНС учитывают зависимость текущих потребностей в топливе от ранее фиксированных состояний производственной системы, что позволяет значительно увеличить точность прогнозирования колебания в энергопотреблении. В частности, рассматривают сети с долгой краткосрочной памятью (Long Short-Term Memory, LSTM), способные сохранять информацию о долгосрочных зависимостях, не теряя ее в процессе обучения. Они могут демонстрировать высокую точность прогнозирования на краткосрочные периоды (до недели) с погрешностью менее 1% [5].

Дополнительно могут применяться сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Network, CNN), позволяющие выявлять пространственные закономерности в данных. Применение такой архитектуры как «одномерная свертка» (1D-CNN) в сочетании со слоями RNN позволяет учитывать как временные, так и пространственные особенности данных с установок НПЗ, повышая точность прогнозирования.

Помимо этого, перспективными являются прогностические модели с использованием «обучения с подкреплением». Такие модели способны в реальном времени адаптироваться к изменениям на производственных системах, оптимизируя энергопотребление на установках на основе накопленного опыта. Использование глубокого обучения с подкреплением (Deep Reinforcement Learning, DRL) способно на основе динамической обратной связи корректировать параметры технологического процесса без нарушения работы производства. Также особенностью этого метода является возможность обучения на цифровом двойнике НПЗ для тестирования различных стратегий управления его энергопотреблением.

Совмещая масштабируемость моделей глубокого обучения, использующие большие наборы данных, с более простыми архитектурами обычных методов машинного обучения, можно добиться оптимальной работы прогностических алгоритмов. Например, гибридные модели, объединяющие градиентный бустинг деревьев решений (XGBoost) со слоями RNN или CNN, демонстрируют высокую устойчивость к шуму в данных, позволяют учитывать только самые значимые признаки, не упуская при этом сложные временные закономерности и адаптируясь к изменяющимся условиям. Это приводит к уменьшению размерности данных и снижению возможности переобучения модели. Синергия отличающихся между собой подходов к прогнозированию обеспечивает вариативность регулировки параметров модели машинного обучения и возможность использовать преимущества каждого из подходов [6].

Вызовы и перспективы внедрения глубокого обучения на НПЗ. Помимо очевидных преимуществ глубокое обучение также характеризуется рядом сложностей, которые могут проявиться при его использовании на промышленных производствах. Они могут обусловлены как техническим, так и экономическими и организационными факторами. Можно выделить следующие вызовы в данной области:

1 Сложность интерпретации обучаемых моделей. Решения, получаемые внедрением методов глубокого обучения, не обладают достаточной объяснимостью из-за своей архитектуры. Они представляют из себя «черные ящики», выдающие желаемый результат, но не способные предоставить прозрачную логику своего выбора. Операторам технологических установок и управленческому персоналу НПЗ будет затруднительно проводить диагностику ошибок и поиск причин возникновения отклонений в прогнозах. Это создает препятствия для внедрения таких решений в промышленную среду.

2 Дефицит качественных данных для обучения. Ключевым аспектом обучения моделей машинного обучения являются данные. Эффективность обучаемых моделей существенно зависит от качества и объема поступаемых им данных. Данные, получаемые с технологических установок НПЗ, отличаются сильной разнородностью и могут содержать шумы и искажения. Для решения этой проблемы необходимо прибегнуть к ряду процедур по очистке данных и их нормализации. Помимо этого, накопленных на НПЗ данных может не хватать для качественного обучения моделей. В таком случае можно воспользоваться синтетическими наборами данных, сгенерированных на основе существующих, что, в свою очередь, негативно отразится на степени обобщенности модели.

3 Потенциальная уязвимость информационной безопасности. Автоматизация производственных процессов на НПЗ и интеграция IoT-решений открывает возможность для потенциальных кибератак на предприятия. В связи со стратегическим значением предприятий нефтегазовой отрасли внедрение в них систем управления, основанных на глубоком обучении, возможно только при обеспечении необходимого уровня защиты ИТ-

инфраструктуры и данных.

4 *Экономические затраты при внедрении.* Внедрение решения на основе ИНС потребует капитальных затрат из-за развертывания высокопроизводительных вычислительных ресурсов, привлечения соответствующих специалистов, сопровождения и обслуживания системы. Сюда же включены возможные риски ошибочной работы обученной модели на реальных данные, последствия которой могут быть как несущественными, так и угрожающими остановкой НПЗ.

5 *Интеграция с устаревшими системами.* Несовместимость предлагаемой модели с развернутыми на НПЗ системами управления (например, SCADA, ERP) потребует дополнительной разработки методов и протоколов их взаимодействия, поскольку они в этом ограничены производителями.

Несмотря на рассмотренные сложности, потенциальная польза от внедрения глубокого обучения на НПЗ указывает на перспективность такого решения. Современные подходы к разработке ИНС позволяют адаптировать модели к изменяющимся условиям эксплуатации, распределять вычисления на физические и облачные ресурсы, развертывать их в безопасной виртуальной среде, а также проверять их работу на цифровых двойниках НПЗ (при их наличии).

Помимо повышения эффективности прогнозирования энергопотребления модели глубокого обучения способны при необходимости без дополнительных затрат осуществлять контроль и прогноз состояния технологического оборудования на НПЗ, оптимизацию плана их технического обслуживания. Кроме того, ИНС могут использоваться для обнаружения предаварийных ситуаций на производстве и выброса вредных веществ.

Заключение. Интеллектуализация производственных процессов необходима в условиях продолжающейся цифровизации экономики России. Среди ряда сквозных технологий машинное обучение и искусственный интеллект представляют собой перспективное направление цифровизации нефтегазовой отрасли, способное существенно повысить эффективность производства на НПЗ. Использование различных архитектур ИНС позволяет учитывать различные сложные зависимости в данных, адаптироваться к изменяющимся условиям, а их комбинации могут использовать преимущества нескольких подходов. Такие системы способны не только повышать точность прогнозирования энергопотребления на НПЗ, но и способствуют оптимизации других производственных процессов, снижению выброса вредных веществ, улучшению контроля за состоянием оборудования и предотвращению аварийных ситуаций.

Дальнейшее развитие технологий цифровых двойников и облачных вычислений может существенно облегчить внедрение интеллектуальных решений на НПЗ. В целом, сочетание передовых методов машинного обучения с традиционными подходами к оптимизации производства, несмотря на сложности их внедрения, открывает новые возможности для повышения эффективности энергопотребления и экологичности нефтеперерабатывающей промышленности.

Список литературы

[1] Алаторцев Е.И. К вопросу о методическом обеспечении контроля и сохранения качества нефти и нефтепродуктов // Нефтепереработка и нефтехимия. Научно-технические достижения и передовой опыт. – 2021. – № 10. – С. 33-36.

[2] Терешкин С.И., Мальшевский П.В., Белова И.В., Бабкин В.А., Бабкин И.А. Смарт-контракты и цифровая платформа для нефтяного рынка // Экономика. Информатика. – 2024. – Т. 51, № 1. – С. 211-220. – DOI 10.52575/2712-746X-2024-51-1-211-220.

[3] Li J., Guo Y., Zhang X., Fu Z. Using Hybrid Machine Learning Methods to Predict and Improve the Energy Consumption Efficiency in Oil and Gas Fields // Mobile Information Systems. – 2021. – Vol. 2021. – P. 1-7. – DOI 10.1155/2021/5729630.

[4] R Azmi P. A., Yusoff M., Mohd Sallehud-Din M.T. A Review of Predictive Analytics Models in the Oil and Gas Industries // Sensors. – 2024. – Vol. 24, No. 12. – P. 4013. – DOI 10.3390/s24124013.

[5] Ключев Р.В., Моргоева А.Д., Гаврина О.А., Босиков И.И., Моргоев И.Д. Прогнозирование планового потребления электроэнергии для объединенной энергосистемы с помощью машинного обучения // Записки Горного института. – 2023. – Т. 261. – С. 392-402.

[6] Mathumitha R., Rathika P., Manimala K. Intelligent deep learning techniques for energy consumption forecasting in smart buildings: a review // Artificial Intelligence Review. – 2024. – Vol. 57, No. 2. – P. 35. – DOI 10.1007/s10462-023-10660-8.

Авторский вклад

Бабкин Илья Андреевич – анализ существующих методов прогнозирования потребления энергоресурсов на предприятиях нефтеперерабатывающей промышленности, исследование и описание вызовов и перспектив внедрения методов глубокого обучения на производстве.

Алаторцев Евгений Иванович – постановка научной проблемы, описание современного состояния производства нефтепродуктов, подбор источников, анализ полученных результатов и формирование заключения.

ASPECTS OF APPLYING DEEP LEARNING METHODS FOR ENERGY CONSUMPTION OPTIMIZATION AT AN OIL REFINERY

I.A. Babkin

*Postgraduate student of the
Department of Mathematical
Support and Standardization of
Information Technologies RTU
MIREA*

E.I. Alatorsev

*Professor of the Department of
Mathematical Support and
Standardization of Information
Technologies RTU MIREA, Doctor
of Technical Sciences*

Abstract. In the context of digitalization of the Russian economy, the oil and gas industry must meet the growing technological requirements, including energy consumption optimization. Traditional methods of reducing energy consumption at oil refineries are limited in their capabilities due to the low level of automation. Therefore, modern digitalization approaches related to the use of deep learning methods were considered, which allow to significantly reduce energy costs by improving the quality of energy consumption forecasting at the first stage of optimization.

The introduction of neural network models at refineries and the development of machine learning technologies can increase the level of digitalization and efficiency of the energy consumption optimization process.

Keywords: machine learning, deep learning, neural networks, artificial intelligence (AI), data analysis, forecasting, energy consumption, oil refining, oil and gas industry, efficiency improvement.