

Гринюк Д.А., Сухорукова И.Г.,
Олиферович Н.М., Оробей И.О.,
Журавлев М.А.
(Белорусский государственный
технологический университет)

ТРАНСФОРМАЦИИ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ НЕФТЕХИМИЧЕСКИХ ПРОИЗВОДСТВ

Концепция Индустрии 4.0 была предложена еще в 2011 году, однако основные ее влияния на системы управления начинают наблюдаться только в настоящее время. Все более находит применение понятие химическая инженерия, которая предполагает использование глубокую математическую обработку множества данных полученных в процессе теоретического и эмпирического исследований как технологов, механикой и специалистов по теории управления на базе искусственного интеллекта (ИИ).

На первое место выходит алгоритмический анализ кинетики реакций, прогнозирование оптимальные условия процесса и анализ вероятности выхода из строя технологического оборудование и систем контроля. Трансформация предполагает переход от чисто человеческого принятия решений к некоторому гибриднему. Инженеры разных направлений вместе с системой ИИ совместно ищут лучшие решения по текущей производственной ситуации.

Идут попытки массового применения цифровых двойников, внедрение интеллектуальных датчиков и систем управления на базе искусственного интеллекта. В новой концепции инженерам-химикам отводится роль архитекторов данных и координаторов решений. Получая результаты анализа данных от одних агентов ИИ, они ориентируют других агентов ИИ для оптимизации энергопотребления, повышение качества, снижение издержек, обеспечение безопасности в режиме реального времени и т.д.

На начальном этапе это предполагает размытие границ локальной оптимизации отдельных стадий и аппаратов, которая была характерна для предыдущего технологического уклада.

Для поиска оптимальных решений очень важным является развитие аппарата математического моделирования. Уже сейчас с помощью развитого программного обеспечения инженеры моделируют сложные процессы с помощью вычислительной гидродинамики (CFD) и симуляторов процессов, таких как Aspen Plus, gPROMS, COMSOL и т.д. Это обязательный шаг в направлении цифровой эволюции. Однако это должно происходить в режиме реального времени, чтобы инженеры могли визуализировать и тестировать параметры процесса и получать прогнозы по

возможным направлением протекания функционирования технологических процессов. Пока это находится в зачаточном состоянии и требует большого ручного труда. Правда следует отметить, что несколько десятилетий успешно эксплуатируются системы управления по математическим моделям, которые предполагают непрерывную и дискретно непрерывную оптимизацию настроек регуляторов технологических параметров.

На сегодняшний день, основными методами применения ИИ в химической инженерии являются: машинное обучение (МО), глубокое обучение (ГО), обучение с подкреплением (RL), обработка естественного языка (NLP). Все эти подходы связаны и являются степенью углубленности решения задач. Выбор метода часто является сложной задачей по причине количества данных, целью поиска, временных и энергетических факторов.

С помощью машинного обучения выявляются закономерности в многомерных наборах данных. Также этот метод позволяет достаточно быстро получить информацию из анализа видеообработки, которая тяжело поддается традиционными методами, например, вариация пены при флотации, спектральных состав частиц и т.д. Но часто с его помощью прогнозируют выходы реакций, состав продуктов при сложных процессах ректификации и влияние рабочим условиям на эти процессы. В системах управления есть примеры использования МО для оптимизации и поиска баланса между качеством и стоимостью путем изменения сигналов задания для каналов регулирования локальных контуров регулирования. Еще одним примером является прогнозирование надежности работа оборудования.

Глубокое обучение является углубленным развитием предыдущего метода и способна получать полезную информацию из неструктурированные данные: интерпретация микроскопических или спектроскопических изображения для обнаружения структурных дефектов; прогнозирование динамические переменные, такие как колебания температуры или дрейф pH.

RL обеспечивает адаптивность. Здесь обучение производится на данных на каком-то временном участке. Метод взаимодействует с окружающей средой, корректируя параметры и наблюдая за результатами. Они находят широкое применение для построения цифровых двойников ректификационных колонн, для их оптимизации.

Обработка естественного языка призвана анализировать результаты текущих публикаций и патентов чтобы помочь инженерам быстрее извлекать знания из текста. Модели ИИ могут извлекать пути реакций, информацию о химической совместимости или экологических нормах непосредственно из документов.

В системах управления машинное обучение и другие технологии повсеместно используется для решения настройки многопараметрических систем. Широкое применение в системах управления сейчас

находят более сложные алгоритмы чем классические ПИД-алгоритмы, как, например МРС, ПИД с нелинейными преобразованиями [4] и т.д.

Следует отметить вклад ИИ в безопасность и управление рисками. Такие большие производства как нефтепереработка сложны в анализе безопасности из-за своей многомерности. Очень часто предикативных систем безопасности имеют значительных выигрыш по сравнению с традиционными методами.

Однако глобально существует проблема, что системы безопасности должны иметь доказанную степень надежности. С системами ПАЗ на базе ИИ математически доказанных структур или концепций пока не существует и это может вступать в противоречия с энергетической, материальной и экономической оптимизацией.

Искусственный интеллект и расширенная обработка технического языка (NLP) могут обеспечить надежность, но их эффективность напрямую зависит от качества ввода данных человеком и организационных методов. Автоматизированный анализ шаблонов не имеет смысла, если в базах данных по техническому обслуживанию отсутствуют корректно заполненные коды затрат или ясные описания сбоев и исправлений.

Искусственный интеллект и промышленная автоматизация представляют собой две стороны одной медали. Стремление внедрить ИИ в разработку платформ очевидно, но до сих пор не исследовано, как именно инструменты на основе ИИ влияют на долгосрочную надежность.

Важный вопрос заключается в том, осознают ли люди, сколько времени и усилий уходит на использование инструментов ИИ, и учитывают ли необходимость переработки данных или увеличения времени для обучения машинных моделей и интерпретации ошибок ИИ. А еще встает проблема энергетического потребления самими системами ИИ.

В последнее время наблюдается тенденция к адаптации обработки естественного языка (NLP) для анализа инженерных данных в приложениях, связанных с надежностью. Эта технология обработки технического языка (TLP) позволяет анализировать заказы на техническое обслуживание, выявлять закономерности и принимать более обоснованные решения. Однако эти методы работают только при условии, что отдел технического обслуживания корректно заполнил базу данных, указав коды и типы центров затрат, а также описав неисправности и необходимые действия по их устранению. ИИ не может решить эту задачу самостоятельно.

Суть заключается не в том, чтобы принижать значение искусственного интеллекта, а в том, чтобы подчеркнуть важность обучения сотрудников, не связанных с ИИ, передовым практикам, а затем использовать программные приложения для их поддержки. Скорее всего ИИ

как в химической инженерии так и применительно к системам управления найдет свое эффективное применение во взаимодействии с инженерным персоналом предприятий и он повторит судьбу заводов-автоматов, изначальная концепция которых трансформировалась в симбиоз автоматической и автоматизированной работы

ЛИТЕРАТУРА

1. Schweidtmann A.M., Esche, E., Fischer A., Kloft M., Repke J.-U., Sager S., Mitsos, A. Machine Learning in Chemical Engineering: A Perspective // *Chemie Ingenieur Technik*. – 2021, – V. 93, p. 2029-2039. <https://doi.org/10.1002/cite.202100083>.
2. Thon C., Finke B., Kwade A., Schilde C. Artificial Intelligence in Process Engineering // *Advanced Intelligent Systems*. – 2021, –p. 2000261. [10.1002/aisy.202000261](https://doi.org/10.1002/aisy.202000261).
3. Alqaraleh M., Al-Batah M., Alzboon M., Alzaghouli E. Automated Quantification of Vesicoureteral Reflux using Machine Learning with Advancing Diagnostic Precision // *Data and Metadata*. – 2025. – 25. P. 460. <https://doi.org/10.56294/dm2025460>.
4. Hryniuk D., Suhorukova I., I. Orobei, Non-linear PID controller and methods of its setting // 2017 Open Conference of Electrical, Electronic and Information Sciences (eStream), Vilnius, Lithuania, 2017, p. 1-4, doi: [10.1109/eStream.2017.7950327](https://doi.org/10.1109/eStream.2017.7950327).
5. The double-edged sword of AI and equipment reliability. [Электронный ресурс] Время доступа 10.10.2025. <https://www.control-design.com/connections/data-acquisition-monitoring/article/55328285/the-double-edged-sword-of-artificial-intelligence-and-equipment-reliability?oeid=7815B7031834B4R>

УДК 628.3:621.3

Войтов И.В., Штепа В.Н., Дернович А.В.
(Белорусский государственный
технологический университет)

КОГНИТИВНАЯ МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ЭКОЛОГИЧЕСКОЙ И РЕСУРСНОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ СИСТЕМ ВОДООТВЕДЕНИЯ НАСЕЛЁННЫХ ПУНКТОВ

В целом моделирование с помощью когнитивных карт – метод анализа и представления сложных, слабоструктурированных систем с помощью графовых моделей, где узлы представляют собой базисные