

И. А. Кабыш (магистрант) ^а, Р. Ф. Ахметов (к.т.н., доц.) ^а, А. Р. Набиева (к.т.н., доц.) ^а,
Н.А. Шамова (к.т.н., доц.) ^а, И. Г. Ибрагимов (д.т.н., проф.) ^б

СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ ОПТИМИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИИ СЖИЖЕНИЯ ПРИРОДНОГО ГАЗА

Уфимский государственный нефтяной технический университет,

^а кафедра «Технология нефти и газа»,

^б кафедра «Технология металлов в нефтегазовом машиностроении»

450064, г. Уфа, ул. Космонавтов 1; e-mail: albena90@mail.ru

I. A. Kabysh, R. F. Akhmetov, A. R. Nabieva, N. A. Shamova, I. G. Ibragimov

MODERN METHODS OF OPTIMIZATION OF NATURAL GAS LIQUEFACTION TECHNOLOGY

Ufa State Petroleum Technological University

1, Kosmonavtov Str., 450064, Ufa, Russia; email: albena90@mail.ru

Представлен обзор современных подходов к оптимизации технологии сжижения природного газа. Рассматриваются существующие технологические схемы, их энергетические характеристики, а также методы повышения энергоэффективности, включая термодинамическую оптимизацию, численное моделирование и применение алгоритмов машинного обучения. Обоснована необходимость интеграции цифровых решений в проектирование и эксплуатацию СПГ-установок. Приведен анализ тенденций развития технологий на ближайшие годы.

Ключевые слова: алгоритмы оптимизации; Aspen HYSYS; машинное обучение; математическое моделирование; оптимизация технологических процессов; пинч-анализ; сжижение природного газа; смешанные хладагенты; термодинамическая оптимизация; цифровой двойник; энергетический анализ; энергетическая эффективность

В последние десятилетия сжиженный природный газ (СПГ) стал важным элементом формирования глобального энергетического рынка. Благодаря высокой концентрации энергии и удобству транспортировки, СПГ активно применяется для обеспечения энергетических потребностей как в промышленно развитых странах, так и в регионах с ограниченной инфраструктурой. Современные достижения в области развития технологий сжижения позволили вывести на рынок как крупнотоннажные, так и малотоннажные установки, ориентированные на локальные потребности.

Развитие данных технологий является ответом на вызовы глобального рынка СПГ, для кото-

The article presents an overview of modern approaches to optimizing natural gas liquefaction technology. It considers existing process flow charts, their energy characteristics, and methods for improving energy efficiency, including thermodynamic optimization, numerical modeling, and the use of machine learning algorithms. The need to integrate digital solutions into the design and operation of LNG plants is substantiated. An analysis of technology development trends for the coming years is provided.

Key words: optimization algorithms; Aspen HYSYS; machine learning; mathematical modeling; process optimization; pinch analysis; natural gas liquefaction; mixed refrigerants; thermodynamic optimization; digital twin; exergy analysis; energy efficiency

рого характерны растущая конкуренция и повышенное внимание к экологической эффективности. В этих условиях снижение энергоемкости производства становится ключевым фактором конкурентоспособности проектов ¹. Дополнительной причиной для оптимизации служит растущий интерес к утилизации побочных ресурсов, таких как холодная энергия регазификации, что позволяет не только повысить общий КПД, но и создать дополнительные статьи дохода ².

Однако одним из основных недостатков большинства современных схем сжижения является их высокая энергоемкость. Потери энергии могут возникать в теплообменных и компрессионных узлах, в сложности подбора оптимального состава хладаген-

Дата поступления 24.08.25

тов, а также в трудности управления процессами при переменных внешних условиях.

Для повышения эффективности и снижения затрат на производство СПГ используются различные подходы к оптимизации технологических схем, такие как термодинамический анализ, математическое моделирование, применение современных инженерных программ, а также алгоритмические и интеллектуальные методы, включая элементы машинного обучения.

Цель настоящей статьи – проведение систематизированного обзора современных методов оптимизации технологии сжижения природного газа, определение их преимущества, ограничения и области применения, а также обозначение направления дальнейшего развития этой области.

Любой метод оптимизации проектирования выбирается на основе задачи оптимизации. Эту задачу оптимизации можно классифицировать, например, по целям (одна или несколько), по наличию ограничений, по степени определенности (детерминированные или стохастические). Успешность оптимизации зависит от того, насколько правильно сформулирована задача: определены функции, ограничения, переменные, границы и учтены неопределенности. В задаче различают переменные и параметры. Как правило, в качестве ключевых проектных переменных выбираются расход компонентов хладагента, рабочее давление (например, давление конденсации) и давление испарения, а также рабочие температуры. В качестве ограничений при оптимизации процесса СПГ выбираются минимальное значение внутренней температурного приближения в диапазоне 1–3 °С в основном криогенном теплообменнике СПГ и нулевая фракция жидкости на входе каждого компрессора³.

После того как определены ключевые цели, переменные и ограничения оптимизации процесса СПГ, следующим шагом является рассмотрение конкретных схем сжижения газа. Знание особенностей этих схем позволяет выбрать оптимальные параметры работы и определить, какие переменные будут наиболее значимыми для достижения поставленных целей.

Технологии СПГ можно разделить на три основных типа: каскадная технология, технология со смешанным хладагентом (MR) и технология на основе расширителя (EXP). Наиболее широко распространены следующие схемы: C3MR (Propane Pre-cooled Mixed Refrigerant), SMR (Single Mixed Refrigerant), DMR (Dual Mixed Refrigerant), Cascade и схемы на основе турбодетандеров^{3–7}.

Каскадная технология представляет собой многоступенчатый процесс охлаждения газа с ис-

пользованием различных хладагентов, которые применяются последовательно, чтобы обеспечить плавный переход к температуре сжижения. Это делает процесс высокоэффективным, надежным и дает возможность вариативности использования хладагентов для оптимизации процесса. Однако сложная конструкция данной схемы не только увеличивает ее стоимость, но и может потребовать больше места на производственной площадке. Среди примеров каскадного процесса выделяют технологии Cascade, разработанную компанией ConocoPhillips, и Арктический каскад компании Новатэк^{4, 8, 9}.

Технология C3MR занимает одно из ведущих мест среди промышленных процессов сжижения природного газа. Ее принцип основан на сочетании предварительного охлаждения пропаном с трехконтурным циклом на смешанном хладагенте. Компания Air Products & Chemicals внедрила этот процесс в ряде международных проектов, включая объекты в Брунее, ОАЭ, Алжире и Индонезии.

К основным преимуществам C3MR относят устойчивую работу и способность масштабироваться под разные производственные мощности. При этом технология требует крупногабаритных теплообменников и значительных энергозатрат на сжатие пропана, что снижает ее привлекательность для малотоннажных установок^{5, 10}.

Технология SMR широко распространена в мировой практике. Например, рядом патентов на цикл SMR обладает компания Black & Veatch (США). Компания Air Products & Chemicals Inc. использует процесс в нескольких проектах в Ливии и Китае.

В схеме SMR используется один контур со смешанным хладагентом, который обеспечивает как предварительное, так и основное охлаждение. Это упрощает конструкцию установки и снижает капитальные затраты, однако влечет за собой меньшую гибкость настройки температурных режимов. SMR часто применяется на малотоннажных СПГ-заводах, в частности в регионах с ограниченным энергоснабжением или при использовании СПГ в качестве моторного топлива⁶.

DMR представляет собой комбинацию двух циклов, каждый из которых работает на своей смеси хладагентов. Первый контур выполняет предварительное охлаждение, второй – доводит газ до температуры сжижения. Это позволяет оптимально распределить холодильную нагрузку и повысить энергоэффективность всей установки. DMR-установки используются преимущественно в арктических и холодных регионах, поскольку такие климатические условия дополнительно способствуют снижению энергозатрат. Вместе с тем, дан-

ная схема требует более сложного управления составами хладагентов и технически более сложна в реализации ^{4, 7}.

Процессу ЕХР, основанному на использовании одного расширителя, уделяется все больше внимания, поскольку он прост и подходит для небольших производств.

Процесс сжижения природного газа при расширении реализуется путем охлаждения по обратному циклу Брайтона с использованием детандера для адиабатического расширения. Газ работает в расширителе, достигая таким образом цели охлаждения. Выходная работа детандера используется для привода компрессора в процессе сжижения в целях энергосбережения. В качестве рабочей жидкости расширения могут использоваться хладагенты, такие как азот или ПГ, среди которых азот или метан наиболее широко используются в качестве основного хладагента для цикла расширения ^{3, 11}.

Эффективность процессов сжижения природного газа во многом зависит от того, насколько грамотно организовано распределение потоков тепла и холода, а также насколько минимизированы термодинамические потери. В современном инженерном анализе широко применяются различные методы термодинамической оценки, которые помогают выявить энергетические «узкие места» и определить возможности для повышения КПД. Наиболее популярными среди них являются пинч-анализ и эксергетический анализ.

Пинч-анализ представляет собой системный термодинамический метод оптимизации теплообменных сетей. Его главная задача – снизить энергопотребление за счет максимально эффективного внутреннего теплообмена между различными потоками. В рамках СПГ-технологий этот метод особенно полезен при проектировании блоков охлаждения, где задействовано большое число теплообменных аппаратов, а также при интегрировании с другими технологическими процессами. Применение пинч-анализа позволяет определить минимальные допустимые температурные перепады; выявить пинч-точки – участки с наибольшими энергетическими потерями; рассчитать минимальные величины теплоподводов и теплоотводов; оптимизировать конструкцию и расположение теплообменников с учетом распределения температурных режимов. В современных проектах СПГ пинч-анализ часто интегрируется с моделированием в HYSYS ^{12, 13}.

В работе ¹⁴ подробно описывается разработка модели многопоточного теплообменника процесса СПГ на основе пинч-анализа, называемой пинч-моделью, и использование этой модели для быстрой оптимизации криогенных процессов. Модель была интегрирована в одноступенчатый

цикл смешанного хладагента, оптимизированный с целью максимизации прибыли процесса. Результаты оптимизации и время были сравнены с эталонным случаем.

Оптимизация увеличила прибыль на 41%. Сокращение времени оптимизации, полученное с помощью пинч-модели, по сравнению с эталонным случаем составило 60%, что свидетельствует о хорошем потенциале использования данного инструмента для быстрой оптимизации криогенных процессов ¹⁴.

В работе ¹⁵ был предложен метод утилизации так называемой холодной энергии, которая образуется при регазификации СПГ. Для максимального эффективного использования холодной энергии был применен метод пинч-анализа. Этот инструмент позволил провести термодинамическую интеграцию процессов, оптимально согласовав «холодные» потоки (от регазификации СПГ) с «горячими» потоками технологических процессов, требующих охлаждения.

Основой предложенного решения стал двухступенчатый каскадный процесс. Его суть заключается в многоуровневом использовании холода: высокопотенциальный холод (низкие температуры) утилизируется в наиболее энергоемких процессах, а затем низкопотенциальный холод (менее низкие температуры) последовательно применяется в других целях. Такой подход позволяет избежать термодинамических потерь, неизбежных при одноступенчатом использовании.

В данном исследовании каскад был интегрирован с процессом криогенного разделения воздуха – высокоэнергетической технологией, требующей глубокого охлаждения.

Результаты показали, что даже после обеспечения холодом цикла разделения воздуха, система сохраняет значительный холодовой потенциал. Было установлено следующее:

- температура точки пинча в системе после осуществления технологического процесса составляет минус 150 °С. Это указывает на то, что термодинамический потенциал холода далеко не исчерпан.

- мощность остаточной холодовой энергии была количественно оценена и составила 44.6 кВт. Эта энергия может быть утилизирована – например, в системах кондиционирования, промышленного охлаждения или в других низкотемпературных технологических циклах.

Подобные исследования описаны в работах ^{16, 17}, где регазификация СПГ обеспечивает холод для гибридных систем. С помощью пинч-анализа оптимизируется сеть теплообмена многопоточного теплообменника.

Авторы ¹⁸ предлагают процесс совместного производства гелия и СПГ (He-LNG). Основная цель – максимальное извлечение ценного гелия (содержание в природном газе обычно 0.05–0.5 %) при минимальном увеличении энергозатрат на основное производство. Ключевые параметры были оптимизированы на основе пинч-анализа. С помощью такого метода оптимизации было установлено, что процесс He-LNG может достичь этой цели за счет извлечения гелия путем ректификации под высоким давлением и низкой температурой газа из СПГ.

Посредством пинч-анализа было установлено, что при температуре пинч-точки в холодильной камере выше 3 °C процесс становится более производительным и энергоэффективным по сравнению с аналогами ^{17, 18}.

Эксергетический (или эксергийный) анализ основан на понятии эксергии – части энергии, которая может быть преобразована в полезную работу при заданных условиях окружающей среды. Эксергетический подход позволяет оценить качество энергии и точно локализовать необратимые потери в системе, в то время как пинч-анализ направлен на минимизацию потребления энергии путем оптимального распределения тепла между процессами.

В холодильных установках с комплексными хладагентами задача определения эксергии вещества сводится к определению максимальной работы, которую система может выполнить при переходе из заданного состояния в состояние с нулевыми параметрами. Эксергия хладагента делится на три компонента по видам взаимодействия с окружающей средой: термическое (температура), деформационное (давление) и химическое (химический потенциал), при этом последние требуют обмена массой с внешней средой. Особенно важно применять эксергетику при сравнении альтернативных схем или при оценке гибридных решений, таких как комбинации DMR и схема с турбодетандером ^{19, 20}.

Эксергетический анализ является мощным инструментом для оценки эффективности энергетических систем, позволяя не только определить величину необратимых потерь, но и выявить их природу. В работе ²¹ рассматривается применение этого метода к пяти различным процессам сжижения природного газа (СПГ), включая SMR (Single Mixed Refrigerant), C3MR (Propane Precooled Mixed Refrigerant) и DMR (Dual Mixed Refrigerant).

Исследование показало, что наибольшие эксергетические потери в процессах сжижения связаны с компрессорами и теплообменниками. Например, в процессе SMR-Linde компрессор теряет 13 676.44 кВт эксергии при КПД 79.63%, а два теп-

лообменники – 12 291.31 кВт и 12 811.30 кВт соответственно. Аналогичная картина наблюдается в процессе C3MR, где компрессор демонстрирует потери 9 840.40 кВт при КПД 77.27%. Эти данные подтверждают, что компрессоры являются ключевыми источниками неэффективности в циклах сжижения. Подобные исследования о применении энергетического и эксергетического анализа проводились в работах ^{10, 22}.

Современные программы для моделирования и инженерное ПО позволяют не только воссоздавать реальные технологические схемы, но и проводить сценарный анализ, определять чувствительность параметров, подбирать составы хладагентов и выполнять автоматизированную оптимизацию.

Наиболее широко применяемыми программными продуктами в этой области являются Aspen HYSYS, Aspen Plus, PRO/II и другие. Наиболее популярным в сфере СПГ является Aspen HYSYS, поскольку он позволяет моделировать как простые, так и сложные схемы сжижения с точным учетом фазовых переходов, энергетических потоков и динамики процессов.

В рамках моделирования процессов сжижения возможно:

- 1) рассчитывать энергетические и массовые балансы;
- 2) подбирать оптимальные температуры, давления и составы хладагентов;
- 3) строить тепловые профили установок;
- 4) анализировать устойчивость схем при изменении входных параметров;
- 5) интегрировать модели с внешними алгоритмами (например, на языке Python) для расширенной оптимизации ²³.

В частности, Aspen HYSYS позволяет реализовывать пользовательские сценарии с Python. Это открывает возможности для построения моделей, где симулятор рассчитывает термодинамику и баланс, а внешние интеллектуальные алгоритмы подбирают параметры в реальном времени.

Дополнительно, программные продукты Aspen Energy Analyzer и Aspen Exchanger Design and Rating применяются для детальной оптимизации теплообменников, включая:

- 1) подбор геометрических размеров;
- 2) оценку потерь давления и коэффициента теплопередачи;
- 3) выбор конфигурации потоков (противоток, перекрестный поток и др.) ⁸.

Автор ²⁴ разработал модель работы установок SMR с использованием программного обеспечения HYSYS. Оптимизированными переменными являются расход и состав смешанного хладагента, а целевой функцией является минимизация

энергопотребления. Расчеты проведены при переменной температуре окружающей среды. Результаты показывают, что путем подбора оптимальных условий работы установки и параметров хладагента можно добиться снижения энергопотребления.

В работе ²⁵ представлено исследование того, в какой степени программное обеспечение для моделирования процесса Aspen HYSYS способно решить и оптимизировать установку переработки природного газа в товарный газ (СПГ) с концепцией эксергетического анализа. Рассматривались два метода моделирования теплообменника: метод конечной точки, который фокусируется только на входных и выходных параметрах потоков, и метод взвешенной модели, который разбивает теплообменник на сегменты (интервалы) вдоль пути потоков.

Моделирование в Aspen HYSYS подтвердило, что подход с использованием модели теплообменника с конечной точкой позволяет достичь требуемой температуры точки росы товарного газа и обеспечивает более стабильную работу установки с меньшим уровнем необратимости (эксергетического разрушения) по сравнению со взвешенным подходом.

Применение концепции эксергии-пинча позволило идентифицировать ключевые источники неэффективности. Наибольшие потери эксергии наблюдаются в дроссельных клапанах и теплообменниках (КПД до 13–76 %), что указывает на целевые области для дальнейшей оптимизации.

Текущая модель демонстрирует чувствительность к образованию гидратов и содержанию тяжелых углеводородов. Для повышения точности и реалистичности результатов рекомендуется использование новейших версий Aspen HYSYS с интегрированными инструментами оптимизации и анализа, а также учет переменных расходов ²⁵.

В условиях усложнения технологических схем и роста требований к энергоэффективности все большую роль в оптимизации процессов сжижения природного газа начинают играть интеллектуальные методы, включая алгоритмические подходы, машинное обучение и гибридные вычислительные модели ^{26, 27}. Их применение позволяет находить оптимальные параметры процессов даже в условиях высокой размерности и нелинейности модели, где традиционные методы становятся неэффективными.

В инженерной практике давно применяются методы численной оптимизации – градиентный спуск, метод Ньютона, метод Лагранжа и др. Они хорошо работают при наличии аналитически описанных функций, но имеют ограничения при работе с многопараметрическими задачами и нелинейными зависимостями в моделях СПГ.

Более гибкими в этом контексте являются эвристические методы, например, генетические алгоритмы (GA), метод роя частиц (PSO), метод поиска вихрей.

Эти методы не требуют наличия производных и могут использоваться в связке с программами, такими как Aspen HYSYS. Например, можно построить скрипт, в котором алгоритм генерирует комбинации параметров (давления, температуры, состава хладагента), HYSYS рассчитывает эффективность, а затем алгоритм корректирует параметры на основе результата.

В рамках исследования ²⁸ была предложена комплексная модель, нацеленная на максимизацию генерации энергии на подобных установках. Ключевой особенностью работы стало использование генетического алгоритма (GA) для оптимизации многокомпонентного состава. Поскольку испаряющийся СПГ представляет собой смеси легких углеводородов, их свойства с высокой точностью моделировались с помощью уравнения состояния Пенга-Робинсона.

Методология исследования включала проведение детального термодинамического анализа и эксергетического подхода. Для моделирования и оптимизации был реализован мощный вычислительный гибрид: процесс моделирования в Aspen HYSYS был напрямую сопряжен с решателем на основе GA в Matlab. Это позволило провести масштабное исследование влияния вариаций в составе рабочего тела на общий тепловой КПД системы.

Важнейшим результатом проведенной оптимизации стало демонстративное повышение производительности комбинированного цикла на 58.4% по показателю полезной работы. Данный результат не только подтверждает высочайший потенциал генетических алгоритмов в решении многопараметрических задач оптимизации в энергетике, но и устанавливает новый ориентир по эффективности для технологий рекуперации холодной энергии СПГ.

В то время как рекуперация холода является ключом к энергоэффективности на терминалах приема СПГ, не менее сложной задачей остается эффективное и гибкое сжижение самого природного газа (ПГ) на этапе производства. Стандартные процессы сжижения часто спроектированы под фиксированные параметры сырья, что приводит к значительным потерям эффективности при работе с газом из различных месторождений, состав и давление которого могут сильно варьироваться.

Для решения этой проблемы в работе ²⁹ предлагается инновационный подход на стыке искусственного интеллекта (ИИ) и традиционного процессного моделирования. В отличие от классичес-

ких методов оптимизации, авторы разработали и обучили искусственную нейронную сеть с использованием современного алгоритма оптимизации роя частиц (PSO). Этот гибридный метод (PSO-ANN) был впервые применен для прогнозирования рабочих параметров процесса сжижения с одним смешанным хладагентом (SMR) при изменяющихся условиях входящего ПГ.

Методология включала валидацию прогнозов модели путем интеграции с промышленным стандартом – программным пакетом Aspen HYSYS. Целевой функцией являлась общая мощность сжижения при строгом ограничении на ключевой параметр теплового перепада – минимальное температурное приближение (MITA) в диапазоне от 1 до 3 °C.

Предложенная гибридная модель PSO-ANN продемонстрировала высокую прогнозную способность с успешностью в 80% случаев, превзойдя традиционные нейросетевые модели, обученные по методу обратного распространения ошибки. Также модель доказала свою практическую ценность, обеспечив возможность гибкого проектирования и управления процессом SMR в широком диапазоне давлений и температур поступающего газа. Гибкость подхода позволяет инженерам настраивать параметры модели для достижения более высоких значений MITA, что критически важно для перевода теоретических набросков в практическое русло и проектирования более эффективных установок.

Особого внимания заслуживает применение современных метаэвристических алгоритмов, превосходящих по эффективности классические подходы. В исследовании ³⁰ впервые для этой цели был применен метаэвристический алгоритм поиска вихрей (Vortex Search Algorithm). Задача оптимизации процесса с одним смешанным хладагентом (SMR) является многопараметрической и нелинейной, а необратимость процесса, вызванная эксергетическими потерями, напрямую влияет на общую энергоэффективность.

Методология работы заключалась в совместном использовании средств процессного моделирования и метаэвристической оптимизации. Детализированная модель процесса SMR была построена в Aspen Hysys, после чего была установлена связь с алгоритмом поиска вихрей, реализованным в Matlab. В качестве переменных оптимизации алгоритм определял оптимальные значения расходов компонентов смешанного хладагента и рабочих давлений в контуре. Критерием оптимизации служила минимально необходимая энергия на сжижение, что напрямую связано с уменьшением эксергетических разрушений.

В то время как эвристические алгоритмы эффективно решают задачи оптимизации в рамках детерминированной модели, машинное обучение открывает новые возможности для работы с неопределенностью, большими данными и созданием сверхбыстрых суррогатных моделей. Его применение в технологиях СПГ можно разделить на три основных направления: создание суррогатных моделей для ускорения расчетов; решение обратных задач проектирования; прогнозная аналитика и управление в режиме реального времени.

Вычислительно сложные физические модели, реализованные в программных комплексах (Aspen HYSYS), заменяются на быстрые и легкие ML-модели, обученные на данных, полученных в результате тысяч заранее проведенных симуляций. Это позволяет проводить глобальную оптимизацию, анализ чувствительности и сценарное моделирование, вычислительная стоимость которых при использовании традиционных методов была бы высокой ³¹.

В качестве ключевых методов используются глубокие нейронные сети (DNN), регрессионные модели (Random Forest, XGBoost), а также более специализированные архитектуры, такие как генеративно-состязательные сети (GAN), используемые для генерации новых реалистичных данных.

В работе Alimardani et al. ³¹ была разработана глубокая нейронная сеть (DNN), выступающая в роли суррогатной модели для процесса сжижения со смешанным хладагентом. Модель была обучена на массиве данных объемом более 1 млн точек, сгенерированных через COM-интерфейс Aspen HYSYS. Результаты показали исключительную точность ($R^2 = 99.63\%$ для предсказания эксергетических потерь) и ускорение вычислений в ~1 млн раз по сравнению с прямым моделированием в Aspen HYSYS. Это позволило авторам провести исчерпывающий глобальный поиск оптимума с помощью генетического алгоритма и добиться снижения эксергетических потерь на 8.9%.

Основная сложность заключается в необходимости создания репрезентативной обучающей выборки, достаточно широко охватывающей пространство параметров. Кроме того, суррогатные модели являются «черными ящиками» и могут выдавать физически нереалистичные результаты за пределами обученной области, что требует внимательной валидации.

В отличие от прямой оптимизации, где по заданным параметрам ищется результат, ML решает обратную задачу: по заданному целевому результату (например, желаемому температурному профилю) модель предсказывает необходимые входные параметры (состав хладагента, давления).

Для решения такой задачи применяются: сверточные нейронные сети (CNN) для анализа одномерных сигналов (кривых кипения), а также методы регрессии для прямого предсказания мольных долей компонентов.

В исследовании ³² была предложена 1D-CNN для решения задачи подбора состава смешанного хладагента (СХА) по заданной изобарной кривой кипения. Модель была обучена на синтетическом датасете из 1 млн+ составов, рассчитанных методом Монте-Карло. Обученная сеть продемонстрировала способность точно решать обратную задачу, превзойдя по скорости и точности традиционные методы оптимизации (k-NN, SQP), используемые в UniSim. Это открывает путь к созданию систем оперативного управления составом хладагента непосредственно на действующем производстве.

Качество решения полностью зависит от полноты и сбалансированности обучающего датасета. Модель не может предложить состав, принципиально отличный от примеров в обучающих данных. Кроме того, существует риск физической нереализуемости предсказанного состава, что требует интеграции физических ограничений непосредственно в процесс обучения модели.

ML-алгоритмы используются для анализа реальных эксплуатационных данных с датчиков установки в режиме, приближенном к реальному времени. Цель – переход от планового и реактивного обслуживания к предсказательному и от статической оптимизации к адаптивной.

Основными инструментами являются: рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM) для анализа временных рядов, методы классификации для диагностики аномалий, а также обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) для автономного управления.

В специализированных исследованиях, подобных работе ³³, подробно обоснована высокая актуальность и сложность внедрения предиктивного обслуживания для критически важного и дорогостоящего оборудования плавучих заводов по производству СПГ (FLNG-установок). Практическая реализация этих подходов и их эффективность были продемонстрированы ранее, о чем, в частности, сообщалось в отраслевых публикациях ³⁴, где применение ML-алгоритмов позволило значительно повысить точность диагностики и сократить эксплуатационные расходы.

На сегодняшний день применение искусственного интеллекта для управления целостностью активов превратилось в ключевой тренд, что отражено в современных обзорах ^{27, 35, 36}. Речь идет об анализе потоковых данных с датчиков для предсказания состояния оборудования и быстрой

оптимизации режимов. Например, рекуррентные сети (LSTM) могут прогнозировать риск образования гидратов или падение эффективности теплообмена за несколько часов до события, позволяя принять предупредительные меры. В связке с цифровыми двойниками ³⁷ ML способен реконструировать полную картину процесса по ограниченными данным. Работы 2024 г. показывают, что фокус сместился с точечных решений на создание комплексных систем, использующих AI для прогнозирования остаточного ресурса, оптимизации ремонтных кампаний и управления рисками в масштабах всего предприятия.

Однако это направление предъявляет самые строгие требования: модели должны быть не только точными, но и максимально надежными и интерпретируемыми, поскольку их решения напрямую влияют на безопасность и бесперебойность многомиллиардных активов.

Рассмотренные методы оптимизации (от термодинамических до алгоритмов машинного обучения) закономерно интегрируются в новую парадигму управления технологическими процессами – концепцию цифровых двойников (ЦД). Они становятся той самой средой, где объединяются физическое моделирование, данные и интеллектуальные алгоритмы, создавая основу для полноценной цифровой трансформации отрасли ^{35, 36}.

Как подчеркивается в исследовании ³⁶, для нефтегазовой отрасли ЦД сулят революционные возможности – от прогнозного обслуживания до оптимизации капитальных затрат.

В работе ³⁷ предложена трехуровневая архитектура ЦД для мониторинга температурных полей резервуаров СПГ, сочетающая данные волоконно-оптических датчиков (FBG), конечно-элементные модели и инструменты визуализации. Это позволяет реконструировать полную картину процесса по ограниченными данным и выявлять аномалии.

Развитие идет в сторону создания «двойников-близнецов» всего СПГ-завода. Как демонстрирует исследование ³⁹ на примере гибридной энергетической системы, цифровой двойник позволяет перейти от точечной оптимизации к сквозной оптимизации жизненного цикла объекта, интегрируя модели оборудования, прогнозы нагрузок и рыночные условия для принятия стратегических решений в режиме реального времени.

Преодолеть ограничения «черного ящика» ML-моделей и обеспечить физическую осмысленность их предсказаний призваны гибридные подходы. Physics-Informed Neural Networks (PINNs) и другие методы встраивают фундаментальные законы сохранения непосредственно в архитектуру нейронной сети. Это позволяет создавать досто-

верные суррогатные модели даже в условиях недостатка данных, обеспечивая точность на участках, не представленных в обучающей выборке. Ярким примером успешного применения данного подхода является работа ⁴⁰, где PINN были использованы для ускоренного и более точного моделирования и дизайна операций газ-в-жидкость, что демонстрирует прямой потенциал метода для смежных задач сжижения природного газа.

Методы машинного обучения для подобной оптимизации продолжают активно развиваться, в том числе и для аддитивных технологий ³⁹, что подтверждает общность тренда.

Следующий шаг после предиктивного обслуживания переход к автономному управлению. Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL), где модель учится находить оптимальную стратегию через взаимодействие со средой (цифровым двойником), является ключевым инструментом. Фундаментом для этого служит создание надежных и рационализированных систем контроля безопасности, исключающих перегрузку оператора ложными тревогами ⁴¹.

RL-агенты могут управлять сложными нелинейными процессами, адаптируясь к изменяющимся условиям, максимизируя энергоэффективность и минимизируя износ оборудования. Практическим примером движения в этом направлении служат разработки систем сквозного обнаружения утечек для целенаправленного технического обслуживания на заводах СПГ ⁴², что является фундаментом для последующего построения систем автономного реагирования. Наиболее продвинутые разработки, такие как risk-aware цифровой двойник для планирования работы LNG-терминала на основе глубокого RL ⁴³, демонстрируют принципиальную возможность построения систем принятия решений, учитывающих не только экономическую эффективность, но и факторы риска.

Основная сложность – обеспечение безопасности и надежности (Safe RL). Действия агента должны быть строго ограничены физическими и технологическими рамками, а его решения – поддаваться интерпретации человеком-оператором.

Оптимизация перестает ограничиваться рамками завода. Идея динамической оптимизации всей цепочки создания стоимости СПГ, от добычи до рынка, является давней целью ⁴⁴, но не так дав-

но она стала реализуемой на практике. Современные исследования ⁴⁵ показывают, что сквозная оптимизация, включающая не только экономические, но и экологические показатели, становится ключевым трендом.

Цифровые двойники отдельных активов интегрируются в «цифрового близнеца» всей цепочки. Это позволяет принимать решения в режиме реального времени: перенаправлять потоки газа, менять режимы работы установок для максимизации прибыли и минимизации углеродного следа, как это было показано для отдельных систем ^{39, 45}.

Таким образом, развитие методов оптимизации технологий сжижения природного газа следует общему тренду цифровизации, движется от изолированных решений к комплексным системам на базе цифровых двойников и сулит переход к автономным, самооптимизирующимся и экологически ориентированным производствам будущего ⁴⁵.

Проведенный обзор современных методов оптимизации технологий сжижения природного газа показал, что повышение эффективности СПГ-процессов требует комплексного подхода, включающего как термодинамический анализ, так и использование цифровых инструментов.

Традиционные методы, такие как пинч- и эксергетический анализ, остаются основой для выявления узких мест и снижения энергетических потерь, тогда как моделирование в специализированных программных комплексах (Aspen HYSYS, Aspen Plus) обеспечивает точное воспроизведение процессов и поиск оптимальных режимов работы.

Алгоритмические и интеллектуальные методы, включая машинное обучение и гибридные вычислительные модели, открывают новые возможности для автоматизации и адаптивного управления установками.

Перспективным направлением развития является интеграция цифровых двойников, позволяющая объединить моделирование, анализ данных и интеллектуальное управление в единую систему. Таким образом, оптимизация технологий сжижения природного газа сегодня переходит из области локальных инженерных решений в сферу комплексной цифровой трансформации отрасли, что будет определять ее конкурентоспособность в ближайшие десятилетия.

Литература

1. Adekoya O. O. et al. A comprehensive review of Liquefied Natural Gas (LNG) market dynamics: Analyzing the current trends, challenges, and opportunities in the global LNG market // *World Journal of Advanced Research and Reviews*. – 2024. – V.21, №1. – Pp.58-74.

References

1. Adekoya O. O. et al. [A comprehensive review of Liquefied Natural Gas (LNG) market dynamics: Analyzing the current trends, challenges, and opportunities in the global LNG market]. *World Journal of Advanced Research and Reviews*, 2024, vol.21, no.1, pp.58-74.

2. Noor Akashah M. H. et al. Utilization of cold energy from LNG regasification process: a review of current trends // *Processes*.–2023.– V.11, №2.– P.517.
3. Qyyum M. A., Qadeer K., Lee M. Comprehensive review of the design optimization of natural gas liquefaction processes: current status and perspectives // *Industrial & Engineering Chemistry Research*.– 2017.– V.57, №17.– Pp.5819-5844.
4. Botao R. P., de Medeiros Costa H. K., Dos Santos E. M. Global Gas and LNG markets: Demand, supply dynamics, and implications for the future // *Energies*.– 2023.– V.16, №13.– P.5223.
5. Лунькова Л. Г., Разумов И. К. Анализ существующих технологий, применяемых в крупнотоннажном производстве СПГ // Газовая промышленность.– 2019.– №6.– С.62-67.
6. Кондратенко А.Д., Карпов А.Б., Мещерин И.В. Российский производства по сжижению природного газа // Деловой журнал Neftegaz.RU.– 2019.– №10 (94).– С.68-80.
7. Максимовский С. В. Обзор и оценка перспективных технологий крупнотоннажного производства сжиженного природного газа (СПГ) // *International Journal of Advanced Studies in Computer Engineering*.– 2021.–№2.– С. 4-8.
8. Gao L. et al. The design and optimization of natural gas liquefaction processes: a review // *Energies*.– 2022.– T.15.– №21.– С.7895.
9. Спиридонов А. А., Фадеева М. Л., Толстых Т. О. Стратегический подход к внедрению инноваций в Арктике на примере технологии сжижения природного газа «Арктический каскад» // *Экономика промышленности*.– 2022.– Т.15, №2.– С.177-188.
10. Khan N. B. N. et al. A case study: Application of energy and exergy analysis for enhancing the process efficiency of a three stage propane pre-cooling cycle of the cascade LNG process // *Journal of Natural Gas Science and Engineering*.– 2016.– V.29.– Pp.125-133.
11. Gundersen T. Optimization of a Single Expander LNG Process // *Energy Procedia*.– 2015.– V.64.– Pp.63-72.
12. Шперук Л. М. Пинч-анализ как инструмент достижения энергоэффективности // *Успехи в химии и химической технологии*.– 2018.– Т.32, №8 (204).– С.12-14.
13. Al-Sobhi S. A., Alfadala H. E., El-Halwagi M. M. Simulation and Energy Integration of a Liquefied Natural Gas (LNG) Plant // *Advances in Gas Processing*.– Amsterdam: Elsevier, 2009.– Pp.131-135.
14. Saldida J. Modelling and optimisation of a natural gas liquefaction process.– Auckland: University of Auckland, 2015.– 215 p.
15. Chen S., Xu J., Dong X., Zhang H., Gao Q., Tan C. Pinch point analysis of heat exchange for liquid nature gas (LNG) cryogenic energy using in air separation unit // *International Journal of Refrigeration*.– 2018.– V.90.– Pp.264-276.
16. Ghorbani B., Ebrahimi A., Rooholamini S., Ziabasharhagh M. Pinch and exergy evaluation of Kalina/Rankine/gas/steam combined power cycles for tri-generation of power, cooling and hot water using liquefied natural gas regasification // *Energy Conversion and Management*.– 2020.– V.223.– P.113328.
17. Wang F., Wang B., Gai L. et al. A pinch analysis-based method for LNG cold energy multi-level temperature cascade utilisation // *Chemical Engineering Transactions*.– 2023.– V.103.– Pp.121-126.
2. Noor Akashah M. H. et al. [Utilization of cold energy from LNG regasification process: a review of current trends]. *Processes*, 2023, vol.11, no.2, p.517.
3. Qyyum M. A., Qadeer K., Lee M. Comprehensive review of the design optimization of natural gas liquefaction processes: current status and perspectives]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2017, vol.57, no.17, pp.5819-5844.
4. Botao R. P., de Medeiros Costa H. K., Dos Santos E. M. Global Gas and LNG markets: Demand, supply dynamics, and implications for the future]. *Energies*, 2023, vol.16, no.13, p.5223.
5. Lun'kova L. G., Razumov I. K. *Analiz sushchestvuyushchikh tekhnologiy, primenyayemykh v krupnotonnazhnom proizvodstve SPG* [Analysis of existing technologies used in large-scale LNG production]. *Gazovaya promyshlennost'* [Gas Industry], 2019, no.6, pp.62-67.
6. Kondratenko A.D., Karpov A.B., Meshcherin I.V. *Rossiyskiy proizvodstva po szhizheniyu prirodnogo gaza* [Russian production of liquefied natural gas]. *Delovoy zhurnal Neftegaz.RU* [Business magazine Neftegaz.RU], 2019, no.10 (94), pp.68-80.
7. Maksimovskiy S. V. *Obzor i otsenka perspektivnykh tekhnologiy krupnotonnazhного proizvodstva szhizhennogo prirodnogo gaza (SPG)* [Review and assessment of promising technologies for large-scale production of liquefied natural gas (LNG)]. *International Journal of Advanced Studies in Computer Engineering*, 2021, no.2, pp.4-8.
8. Gao L. et al. [The design and optimization of natural gas liquefaction processes: a review]. *Energies*, 2022, vol.15, no.21, p.7895.
9. Spiridonov A. A., Fadeyeva M. L., Tolstykh T. O. *Strategicheskii podkhod k vnedreniyu innovatsiy v Arktike na primere tekhnologii szhizheniya prirodnogo gaza «Arkticheskii kaskad»* [Strategic approach to the implementation of innovations in the Arctic using the example of the Arctic Cascade natural gas liquefaction technology]. *Ekonomika promyshlennosti* [Industrial Economics], 2022, vol.15, no.2, pp.177-188.
10. Khan N. B. N. et al. [A case study: Application of energy and exergy analysis for enhancing the process efficiency of a three stage propane pre-cooling cycle of the cascade LNG process]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2016, vol.29, pp.125-133.
11. Gundersen T. [Optimization of a Single Expander LNG Process]. *Energy Procedia*, 2015, vol.64, pp.63-72.
12. Shperuk L. M. Pinch-analiz kak instrument dostizheniya energoeffektivnosti [Pinch analysis as a tool for achieving energy efficiency]. *Uspekhi v khimii i khimicheskoy tekhnologii* [Advances in chemistry and chemical technology], 2018, vol.32, no.8 (204), pp.12-14.
13. Al-Sobhi S. A., Alfadala H. E., El-Halwagi M. M. [Simulation and Energy Integration of a Liquefied Natural Gas (LNG) Plant]. *Advances in Gas Processing*, Amsterdam, Elsevier, 2009, pp.131-135.
14. Saldida J. [Modelling and optimisation of a natural gas liquefaction process]. Auckland, University of Auckland, 2015, 215 p.
15. Chen S., Xu J., Dong X., Zhang H., Gao Q., Tan C. [Pinch point analysis of heat exchange for liquid nature gas (LNG) cryogenic energy using in air separation unit]. *International Journal of Refrigeration*, 2018, vol.90, pp.264-276.

18. Jiang H., Gao P., Li H. Optimization of co-production process of cryogenic helium concentration and liquefied natural gas // *Applied Thermal Engineering*.– 2023.– V.225.– P.120153.
19. Шелыгин Л.А. Определение и сравнительный анализ режимов охлаждения (сжижения) технологических процессов сжижения природного газа // *Наука и техника в газовой промышленности*.– 2021.– №4 (88).– С.32-40.
20. Мехрпуйя М., Зайцев А. В., Лисовцов А. О. Внедрение новых технологических решений в циклы внешнего охлаждения процессов извлечения гелия и ожижения природного газа // *Омский научный вестник. Серия «Авиационно-ракетное и энергетическое машиностроение»*.– 2020.– №2.– С.37-47.
21. Vatani A., Mehrpooya M., Palizdar A. Advanced exergetic analysis of five natural gas liquefaction processes // *Energy conversion and management*.– 2014.– T.78.– С.720-737.
22. Ghazizadeh V. et al. Advanced Exergoeconomic Analysis of C3MR, MFC and DMR Refrigeration Cycles in an Integrated Cryogenic Process // *Gas Processing Journal*.– 2018.– V.6, №1.– Pp.41-71.
23. <https://www.aspentech.com> (дата обращения: 12.08.2025).
24. Hen S. Operation optimization of small-scale LNG plant under variable ambient temperature // *Energy*.– 2014.– V.76.– Pp.251-258.
25. Wakili P. T. et al. Simulation and Optimization of a Natural Gas Processing Facility to Sales Gas (LNG) Using Aspen-HYSYS with Exergy-Pinch Concept // *Journal of Natural Gas Science and Engineering*.– 2022.– V.108.– P.104865.
26. Шлыков С. В. Применение методов машинного обучения для автоматизации процессов в нефтегазовой отрасли // *Транспорт и хранение нефтепродуктов*.– 2023.– №2.– С.46-53.
27. <https://www.rosneft.ru/press/news/item/211109/> (дата обращения: 12.08.2025).
28. Jeong M. et al. Maximization of the power production in LNG cold energy recovery plant via genetic algorithm // *Korean Journal of Chemical Engineering*.– 2021.– V.38, №2.– Pp.380-385.
29. Ahmad A. et al. Particle swarm-assisted artificial neural networks for making liquefied natural gas processes feasible under varying feed conditions // *Frontiers in Energy Research*.– 2022.– V.10.– P.917656.
30. Ali W. et al. Energy optimization for single mixed refrigerant natural gas liquefaction process using the metaheuristic vortex search algorithm // *Applied Thermal Engineering*.– 2018.– V.129.– Pp.782-791.
31. Alimardani H. et al. Accelerated modeling and design of a mixed refrigerant cryogenic process using a data-driven approach // *Digital Chemical Engineering*.– 2024.– V.10.– P.100143.
32. Никулин А. С., Жедяевский Д. Н., Федорова Е. Б. Применение искусственных нейронных сетей для подбора состава смесового хладагента с заданной кривой кипения // *Компьютерные исследования и моделирование*.– 2022.– Т.14, №3.– С.593-608.
33. Rabi R. M. Predictive Maintenance of Critical Equipment for Floating Liquefied Natural Gas Liquefaction Process // *Journal of Natural Gas Science and Engineering*.– 2022.– V.108.– P.104798.
16. Ghorbani B., Ebrahimi A., Rooholamini S., Ziabasharhagh M. [Pinch and exergy evaluation of Kalina/Rankine/gas/steam combined power cycles for tri-generation of power, cooling and hot water using liquefied natural gas regasification]. *Energy Conversion and Management*, 2020, vol.223, p.113328.
17. Wang F., Wang B., Gai L. et al. [A pinch analysis-based method for LNG cold energy multi-level temperature cascade utilisation]. *Chemical Engineering Transactions*, 2023, vol.103, pp.121-126.
18. Jiang H., Gao P., Li H. [Optimization of co-production process of cryogenic helium concentration and liquefied natural gas]. *Applied Thermal Engineering*, 2023, vol.225, p.120153.
19. Shelygin L.A. *Opredeleniye i sravnitel'nyy analiz rezhimov okhlazhdeniya (szhizheniya) tekhnologicheskikh protsessov szhizheniya prirodnogo gaza* [Definition and comparative analysis of cooling (liquefaction) modes of technological processes of natural gas liquefaction]. *Nauka i tekhnika v gazovoy promyshlennosti* [Science and technology in the gas industry], 2021, no.4 (88), pp.32-40.
20. Mekhrpuyya M., Zaytsev A. V., Lisovtsov A. O. *Vnedreniye novykh tekhnologicheskikh resheniy v tsikly vneshnego okhlazhdeniya protsessov izvlecheniya geliya i ozhizheniya prirodnogo gaza* [Implementation of new technological solutions in external cooling cycles of helium extraction and natural gas liquefaction processes]. *Omskiy nauchnyy vestnik. Seriya «Aviatsionno-raketnoye i energeticheskoye mashinostroyeniye»* [Omsk Scientific Bulletin. Series «Aviation, Rocket and Power Engineering»], 2020, no.2, pp.37-47.
21. Vatani A., Mehrpooya M., Palizdar A. [Advanced exergetic analysis of five natural gas liquefaction processes]. *Energy conversion and management*, 2014, vol.78, pp.720-737.
22. Ghazizadeh V. et al. [Advanced Exergoeconomic Analysis of C3MR, MFC and DMR Refrigeration Cycles in an Integrated Cryogenic Process]. *Gas Processing Journal*, 2018, vol.6, no.1, pp.41-71.
23. <https://www.aspentech.com> (дата обращения: 12.08.2025).
24. Hen S. [Operation optimization of small-scale LNG plant under variable ambient temperature]. *Energy*, 2014, vol.76, pp.251-258.
25. Wakili P. T. et al. [Simulation and Optimization of a Natural Gas Processing Facility to Sales Gas (LNG) Using Aspen-HYSYS with Exergy-Pinch Concept]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2022, vol.108, p.104865.
26. Shlykov S. V. *Primeneniye metodov mashinnogo obucheniya dlya avtomatizatsii protsessov v neftegazovoy otrasli* [Application of machine learning methods for automation of processes in the oil and gas industry]. *Transport i khraneniye nefteproduktov* [Transportation and storage of petroleum products], 2023, no.2, pp.46-53.
27. <https://www.rosneft.ru/press/news/item/211109/> (дата обращения: 12.08.2025).
28. Jeong M. et al. [Maximization of the power production in LNG cold energy recovery plant via genetic algorithm]. *Korean Journal of Chemical Engineering*, 2021, vol.38, no.2, pp.380-385.
29. Ahmad A. et al. [Particle swarm-assisted artificial neural networks for making liquefied natural gas processes feasible under varying feed conditions]. *Frontiers in Energy Research*, 2022, vol.10, p.917656.

34. Settemsdal S. Machine learning and artificial intelligence as a complement to condition monitoring in a predictive maintenance setting // *SPE Oil and Gas India Conference and Exhibition*.– 2019.– Art.no.D012S025R001.
35. Arinze C. A. et al. Predictive maintenance in oil and gas facilities, leveraging ai for asset integrity management // *International Journal of Frontiers in Engineering and Technology Research*.– 2024.– V.6, №1.– Pp.16-26.
36. Weichert D. et al. A Review of Machine Learning for Optimization of Manufacturing Processes // *International Journal of Advanced Manufacturing Technologies*.– 2019.– V.104, №5.– Pp.1889-1902.
37. Wu Y. et al. Research on digital twin based temperature field monitoring system for LNG storage tanks // *Measurement*.– 2023.– V.215.– P.112864.
38. Wanasinghe T.R. et al. Digital twin for the oil and gas industry: Overview, research trends, opportunities, and challenges // *IEEE access*.– 2020.– V.8.– Pp.104175-104197.
39. Huang Z.F. et al. Digital twin driven life-cycle operation optimization for combined cooling heating and power-cold energy recovery (CCHP-CER) system // *Applied Energy*.– 2022.– V.324.– P.119774.
40. Nikolaienko T. et al. Leveraging Physics-Informed Neural Networks for Faster and More Accurate Simulation of Gas-to-Liquid Operations and Design // *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference*.– 2024.– Pp.D031S088R001.
41. Aigbedion E., Ayorinde O. B., Adebisi B. Process Control Safety Models: Ensuring Safe Production in LNG Plants through Rationalizing Alarms and Control Configurations // *Journal of Process Control*.– 2023.– V.118.– Pp.45-53.
42. Varghese S. et al. Plant-wide Leak Detection for Targeted Maintenance in LNG plants // *Book of Abstracts*.– 2023.– P.87.
43. Hong Y. H. et al. A Risk-Aware Lng Terminal Scheduling Digital Twin Based on Deep Reinforcement Learning // Available at SSRN 5384164.– 2024.
44. Foss B. A., Halvorsen I. J. Dynamic optimization of the LNG value chain // *Proceedings of the 1st annual gas processing symposium*.– Amsterdam: Elsevier, 2009.– Pp.10-18.
45. Singh H. et al. Real-time optimization and decarbonization of oil and gas production value chain enabled by industry 4.0 technologies: a critical review // *SPE Production & Operations*.– 2023.– V.38, №3.– Pp.433-451.
30. Ali W. et al. [Energy optimization for single mixed refrigerant natural gas liquefaction process using the metaheuristic vortex search algorithm]. *Applied Thermal Engineering*, 2018, vol.129, pp.782-791.
31. Alimardani H. et al. [Accelerated modeling and design of a mixed refrigerant cryogenic process using a data-driven approach]. *Digital Chemical Engineering*, 2024, vol.10, p.100143.
32. Nikulin A. S., Zhedyaevsky D. N., Fedorova E. B. *Primeneniye iskusstvennykh neyronnykh setey dlya podbora sostava smesovogo khladagenta s zadannoy krivoy kipeniya* [Application of artificial neural networks for selection of the composition of a mixed refrigerant with a given boiling curve]. *Komp'yuternyye issledovaniya i modelirovaniye* [Computer research and modeling], 2022, vol.14, no.3, pp.593-608.
33. Rabiur R. M. [Predictive Maintenance of Critical Equipment for Floating Liquefied Natural Gas Liquefaction Process]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2022, vol.108, p.104798.
34. Settemsdal S. [Machine learning and artificial intelligence as a complement to condition monitoring in a predictive maintenance setting]. *SPE Oil and Gas India Conference and Exhibition*, 2019, art.no.D012S025R001.
35. Arinze C. A. et al. [Predictive maintenance in oil and gas facilities, leveraging ai for asset integrity management]. *International Journal of Frontiers in Engineering and Technology Research*, 2024, vol.6, no.1, pp.16-26.
36. Weichert D. et al. [A Review of Machine Learning for Optimization of Manufacturing Processes]. *International Journal of Advanced Manufacturing Technologies*, 2019, vol.104, no.5, pp.1889-1902.
37. Wu Y. et al. [Research on digital twin based temperature field monitoring system for LNG storage tanks]. *Measurement*, 2023, vol.215, p.112864.
38. Wanasinghe T.R. et al. [Digital twin for the oil and gas industry: Overview, research trends, opportunities, and challenges]. *IEEE access*, 2020, vol.8, pp.104175-104197.
39. Huang Z.F. et al. [Digital twin driven life-cycle operation optimization for combined cooling heating and power-cold energy recovery (CCHP-CER) system]. *Applied Energy*, 2022, vol.324, p.119774.
40. Nikolaienko T. et al. [Leveraging Physics-Informed Neural Networks for Faster and More Accurate Simulation of Gas-to-Liquid Operations and Design]. *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference*, 2024, pp.D031S088R001.
41. Aigbedion E., Ayorinde O. B., Adebisi B. [Process Control Safety Models: Ensuring Safe Production in LNG Plants through Rationalizing Alarms and Control Configurations]. *Journal of Process Control*, 2023, vol.118, pp.45-53.
42. Varghese S. et al. [Plant-wide Leak Detection for Targeted Maintenance in LNG plants]. *Book of Abstracts*, 2023, p.87.
43. Hong Y. H. et al. A [Risk-Aware Lng Terminal Scheduling Digital Twin Based on Deep Reinforcement Learning]. Available at SSRN 5384164.– 2024.
44. Foss B. A., Halvorsen I. J. [Dynamic optimization of the LNG value chain]. *Proceedings of the 1st annual gas processing symposium*, Amsterdam, 2009, pp.10-18.
45. Singh H. et al. Real-time optimization and decarbonization of oil and gas production value chain enabled by industry 4.0 technologies: a critical review]. *SPE Production & Operations*, 2023, vol.38, no.3, pp.433-451.