

## МЕТОДЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УПРАВЛЕНИИ МНОГОСЛОЙНОЙ КРИОГЕННОЙ СИСТЕМОЙ С ВАКУУМНОЙ ИЗОЛЯЦИЕЙ И АЗОТНЫМ ЭКРАНОМ

Астраханцева И.А., Котенев Т.Е., Горев С.В., Астраханцев Р.Г., Грименицкий П.Н.

Астраханцева Ирина Александровна (ORCID 0000-0003-2841-8639), Котенев Тимофей Евгеньевич (ORCID 0009-0003-4963-2156), Горев Сергей Владимирович (ORCID 0000-0002-4370-9533), Астраханцев Роман Геннадьевич (ORCID 0000-0001-9880-2826), Грименицкий Павел Николаевич (ORCID 0009-0002-3379-8760) Ивановский государственный химико-технологический университет, г. Иваново, Россия. 153000, Ивановская область, г. Иваново, пр. Шереметевский, д. 7.  
E-mail: i.astrakhantseva@mail.ru, kotenev@me.com, gorev@srosovet.ru rgastrakhantsev@gmail.com, grim@isuct.ru

*В научной статье исследуется возможность применения моделей машинного обучения для анализа и оптимизации работы многослойной криогенной системы. В работе анализируется применение гелия в различных областях, от критически важных медицинских применений до фундаментальных научных исследований, где он выступает в качестве охлаждающего агента для достижения экстремально низких температур. Особое внимание уделяется необходимости минимизации потерь гелия при его транспортировке и хранении, что обеспечивается использованием специализированных криогенных контейнеров с вакуумной изоляцией. В статье анализируются физические процессы, лежащие в основе работы криогенных систем, включая проблемы теплопередачи и поведение криогенных жидкостей при низких температурах. Особое внимание уделяется выбору материалов для криогенных систем и освещается процесс охлаждения гелия до криогенных температур, включая его сжатие, охлаждение и адиабатическое расширение. Анализируется возможность использования моделей линейной регрессии и решающих деревьев в задачах прогнозирования критических параметров системы, таких как уровень и давление жидкого гелия. Рассмотрены аспекты интерпретируемости моделей для обеспечения прозрачности и обоснованности управленческих решений в криогенной инженерии. В статье анализируются ключевые факторы, влияющие на точность моделей, включая качество и обработку данных. Предложены направления для будущих исследований, включая разработку ансамблевых методов и методов уменьшения размерности данных.*

**Ключевые слова:** многослойная криогенная система, криогенный контейнер-цистерна, вакуумный экран, жидкий азот, жидкий гелий, теплозащитный экран, высокий вакуум, вакуумная изоляция, линейная регрессия, решающие деревья, интерпретируемость моделей

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MANAGEMENT OF MULTILAYER CRYOGENIC SYSTEM WITH VACUUM INSULATION AND LIQUID NITROGEN COOLING SHIELD

Astrakhantseva I.A., Kotenev T.E., Gorev S.V., Astrakhantsev R.G., Grimenitsky P.N.

Astrakhantseva Irina Alexandrovna (ORCID 0000-0003-2841-8639), Kotenev Timofey Evgenievich (ORCID 0009-0003-4963-2156), Gorev Sergey Vladimirovich (ORCID 0000-0002-4370-9533), Astrakhantsev Roman Gennadievich (ORCID 0000-0001-9880-2826), Grimenitsky Pavel Nikolaevich (ORCID 0009-0002-3379-8760) Ivanovo State University of Chemical Technology, Ivanovo, Russia. 153000, Ivanovo region, Ivanovo, Sheremetevsky ave., 7.  
E-mail: i.astrakhantseva@mail.ru, kotenev@me.com, gorev@srosovet.ru rgastrakhantsev@gmail.com, grim@isuct.ru

*The scientific article explores the application of machine learning models for the analysis and optimization of a multilayer cryogenic system's operation. The study examines the use of helium in various fields, from critically important medical applications to fundamental scientific research, where it serves as a cooling agent for achieving extremely low temperatures. Special attention is paid to the necessity of minimizing helium losses during its transportation and storage, which is achieved by using specialized cryogenic containers with vacuum insulation. The article analyzes the physical processes underlying the operation of cryogenic systems, including issues of heat transfer and the behavior of cryogenic liquids at low temperatures. Particular attention is given to the selection of materials for cryogenic systems and the process of cooling helium to cryogenic temperatures, including its compression, cooling, and adiabatic expansion. The possibility of using linear regression models and decision trees for predicting critical system parameters, such as the level and pressure of liquid helium, is examined. The study discusses the aspects of model interpretability to ensure transparency and justification of management decisions in cryogenic engineering. The article also examines key factors affecting the accuracy of the models, including data quality and processing. Directions for future research are proposed, including the development of ensemble methods and methods for data dimensionality reduction.*

**Keywords:** multilayer cryogenic system, cryogenic ISO tank-container, vacuum insulation, liquid nitrogen, liquid helium, thermal insulation shield, high vacuum, pressure, vacuum insulation, linear regression, decision trees, model interpretability

### ВВЕДЕНИЕ

Достижение высокой точности, надежности и энергоэффективности в условиях экстремальных температур в управлении криогенными системами является актуальной научной и промышленной задачей. К ключевым проблемам относятся поддержание стабильных температурных режимов, предотвращение физического износа оборудования и минимизация рисков тепловых утечек и сбоев системы. Эти аспекты требуют разработки новых интеллектуальных подходов к управлению такими системами, способными динамически адаптироваться к изменяющимся внешним условиям и прогнозировать аномалии в системе. Происходящие в многослойных криогенных системах физические процессы представляют собой сложные механизмы, которые включают охлаждение гелия до экстремально низких температур, сохранение гелия в жидком агрегатном состоянии, создание и поддержание вакуума для уменьшения теплопередачи и использование азота в качестве хладагента при более высоких температурах [1]. Использование методов машинного обучения в управлении многослойными криогенными системами позволяет повысить эффективность и надежность. Модели машинного обучения способны обрабатывать и анализировать большие объемы операционных данных, выявлять скрытые закономерности и предсказывать риски на основе исторических тенденций. Однако их эффективность напрямую зависит от качества и актуальности выбранных атрибутов или характеристик. Неправильный выбор атрибутов может привести к ошибочным выводам, недооценке рис-

ков или избыточным сложностям в модели, что подрывает надежность прогнозов и эффективность управления этой системой. Поэтому определение оптимального набора характеристик, который точно отражает критические аспекты работы криогенной системы, является ключевым моментом для создания надежных и эффективных моделей машинного обучения.

### МЕТОДЫ И МАТЕРИАЛЫ

В исследованиях в области управления криогенными системами используются междисциплинарные подходы, которые объединяют знания физику низких температур, машиностроение, а также разработки в сфере машинного обучения и системного анализа. Основной задачей является разработка и оптимизация алгоритмов больших объемов данных, которые получены от криогенных систем. Это способствует повышению эффективности и надежности таких систем. Применение нейронных сетей и моделей глубокого обучения обеспечивает возможность оперативного реагирования на изменения в работе систем и предсказания потенциальных проблем. Это требует интеграции теоретических знаний о физических процессах и практического применения алгоритмов машинного обучения для адаптации к специфическим условиям работы криогенных систем. Современные исследования в этой области направлены на создание методологических подходов, которые позволяют совмещать теоретические основы и практическую реализацию технологий искусственного интеллекта для повышения эффективности управления криогенными системами [2].

В исследованиях по управлению криогенными системами значительное внимание уделяется разработке методов обеспечения надежности и безопасности криогенных систем. Необходим анализ рисков, связанных с эксплуатацией криогенных систем, и разработка мер по их минимизации. Внедрение интеллектуальных систем диагностики позволяет проводить мониторинг уровня и давления жидкостей, контроль за состоянием изоляционных материалов и систем безопасности, своевременно выявлять потенциальные неисправности и предотвращать аварийные ситуации для повышения эффективности и безопасности криогенных систем.

### АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

В настоящее время гелий находит свое применение в технологии и медицине. В технологической сфере гелий используется в процессах охлаждения сверхпроводящих магнитов, включая те, которые применяются в аппаратах магнитно-резонансной томографии (МРТ). Это связано с его низкими точками кипения и замерзания, что делает его идеальным охлаждающим агентом для поддержания экстремально низких температур, необходимых для сверхпроводимости. Кроме того, гелий используется в производстве волоконно-оптических кабелей и полупроводниковых чипов, где его инертные свойства предотвращают нежелательные химические реакции во время производственных процессов.

В медицинской сфере гелий применяется в респираторных терапиях. Благодаря своей низкой плотности и способности снижать сопротивление дыхательных путей гелий используется в смеси с кислородом для облегчения дыхания у пациентов с заболеваниями легких, такими как хроническая обструктивная болезнь легких. В научных исследованиях гелий применяется в качестве охлаждающего агента для достижения температур, близких к абсолютному нулю, что критически важно в экспериментах по изучению квантовых явлений и сверхпроводимости. Его свойства при низких температурах, включая сверхтекучесть, делают его важным инструментом в фундаментальных физических исследованиях [3].

Ежегодно наблюдается повышенный спрос на гелий. Важной задачей является обеспечение минимизации потерь во время транспортировки. Необходимы передовые технологии, которые позволяют эффективно перемещать и хранить эти молекулы с почти нулевыми потерями. Транспортировка гелия осуществляется в специализированных контейнерах, обеспечивающих поддержа-

ние низких температур и предотвращение утечек. Такие контейнеры являются криогенными резервуарами, которые обеспечивают изоляцию гелия от внешних температурных воздействий и минимизируют тепловые притоки, что критично для поддержания гелия в жидком состоянии при транспортировке. Применение технологий вакуумной изоляции и многослойных изолирующих материалов в конструкции контейнеров позволяет значительно снизить теплопередачу через излучение, конвекцию и проводимость. Это обеспечивает стабильность температуры внутри контейнера во время транспортировки и хранения. Для обеспечения сохранности гелия в процессе транспортировки также применяются системы контроля утечек и давления. Эти системы позволяют мониторить состояние гелия и предотвращать его потери, что важно с учетом его высокой стоимости и стратегического значения гелия как ресурса. Криогенные системы являются ключевым компонентом в процессе транспортировки и хранения гелия. Эти системы разработаны для поддержания веществ, таких как гелий, в жидком состоянии при экстремально низких температурах ниже температуры кипения. Криогенные системы работают на основе сложных физических процессов, которые включают поддержание веществ при чрезвычайно низких температурах, часто ниже  $-150$  градусов по Цельсию. Основной задачей управления этими системами является достижение и поддержание сверхнизких температур, которые необходимы для их работы. Для этого требуется точный контроль процессов теплопередачи и эффективность изоляции. В криогенных системах тепло передается посредством проводимости, конвекции и излучения. Каждый из этих процессов сводится к минимуму, чтобы поддержать желаемые низкие температуры. Эффективная изоляция, которая часто достигается с помощью вакуумных пространств или многослойных изоляционных материалов, является ключевой в снижении теплопередачи. Обращение с криогенными жидкостями сопряжено с проблемами, которые связаны с гидродинамикой и термодинамикой при низких температурах. Поведение этих жидкостей существенно отличается от их поведения при стандартных температурах и давлениях [4].

Стабильность температурных показателей в определенных значениях давления (внешнего и внутреннего) являются ключевыми факторами поддержания эффективности криогенных систем. Любое ухудшение качества вакуума приводит к увеличению поступления тепла и влияет на производительность системы.

Мониторинг и поддержание целостности вакуума необходимы для долгосрочной надежности криосистем.

Поэтому используемые в конструкции криогенных систем материалы тщательно выбираются с учетом их свойств при низких температурах, таких как тепловое сжатие, прочность и теплопроводность. Материалы, которые проявляют благоприятные свойства при комнатной температуре, ведут себя по-другому в криогенных условиях, что приводит к неэффективности или сбоям системы.

Физический процесс охлаждения гелия до криогенных температур включает снижение его температуры ниже точки кипения при нормальном атмосферном давлении ( $-268,9^{\circ}\text{C}$  или  $4,2\text{ K}$ ). Для достижения таких низких температур используется цикл охлаждения, основанный на принципах термодинамики, включая адиабатическое расширение и джоулево-томсоновский эффект. В начале процесса гелий сжимается при высоких температурах, после чего он проходит через теплообменник, где охлаждается отдаваемым теплом предыдущего цикла. Далее следует адиабатическое расширение, в ходе которого гелий расширяется при пониженном давлении, что приводит к понижению его температуры [5]. Этот процесс можно описать с помощью адиабатического уравнения для идеального

$$PV^{\gamma} = \text{const}, \quad (1)$$

где  $P$  - давление газа,

$V$  - объем газа,

$\gamma$  - адиабатический индекс (отношение теплоемкостей при постоянном давлении и постоянном объеме). Для гелия  $\gamma$  приблизительно равно  $5/3$ .

После адиабатического расширения применяется джоулево-томсоновский процесс, в котором гелий проходит через пористое сопло или дроссель, создавая разницу в давлении.

При этом процессе температура гелия дополнительно снижается за счет внутреннего энергетического обмена. Температурное изменение в этом процессе описывается коэффициентом Джоуля-Томсона, который для идеального газа равен:

$$\mu_{JT} = \left(\frac{\partial T}{\partial P}\right)_H = \frac{1}{C_p} \left(T \frac{\partial V}{\partial T} - V\right), \quad (2)$$

где  $\mu_{JT}$  - коэффициент Джоуля-Томсона,

$C_p$  - теплоемкость при постоянном давлении,

$T$  - температура,

$V$  - объем,

$\partial V/\partial T$  - производная температуры по давлению при постоянной энтальпии.

Эти процессы повторяются многократно в каскадных охладительных системах, позволяя до-

биться криогенных температур. В результате, гелий переходит в жидкое состояние. Эффективность охлаждения гелия зависит от качества теплоизоляции системы и точности управления процессом охлаждения.

Криогенные системы классифицируются на основе их конструкции и принципа действия. Системы с вакуумной изоляцией представляют собой конструкции, где криогенный материал содержится в сосуде, окруженном вакуумной камерой, что существенно снижает теплопередачу конвекцией и проводимостью. Многослойные изоляционные системы используют чередование отражающих и непроводящих материалов между внутренним сосудом и вакуумной камерой для минимизации теплопередачи излучением. Системы с жидким азотом включают дополнительный слой охлаждения, где жидкий азот обеспечивает дополнительное поглощение тепла, увеличивая эффективность охлаждения. Криостаты представляют собой системы, предназначенные для поддержания низких температур в течение длительного времени, часто используя комбинацию вышеречисленных методов изоляции и охлаждения. Газовые криогенные системы используют криогенные газы, такие как аргон или гелий, для достижения и поддержания низких температур в процессах, где требуется точный контроль температуры. Каждый из этих типов криогенных систем оптимизирован для конкретного использования, требующих надежного и эффективного охлаждения до крайне низких температур.

В настоящем исследовании анализируется многослойная криогенная система с вакуумной изоляцией и охлаждаемой жидким азотом. Она состоит из нескольких компонентов, которые обеспечивают эффективное охлаждение и изоляцию. Основная структура системы включает внутренний сосуд, содержащий криогенный материал (например, жидкий гелий). Он окружен вакуумной камерой для минимизации теплопередачи конвекцией и проводимостью. Между внутренним сосудом и вакуумной камерой находятся многослойные изоляционные материалы, которые обычно состоят из чередующихся слоев отражающего и непроводящего материалов. Эти слои существенно уменьшают теплопередачу излучением, что критически важно при крайне низких температурах. Внешний сосуд системы содержит жидкий азот, который используется для дополнительного охлаждения системы.

Жидкий азот обладает температурой кипения около  $-196^{\circ}\text{C}$ . Это позволяет ему эффективно охлаждать теплозащитный экран, который раз-

мещается между внутренним криогенным сосудом для гелия и вакуумной рубашкой. Эта рубашка снижает температуру внутри криогенной системы и способствует поддержанию высокого вакуума.

При транспортировке такой системы необходимо учитывать преобразование кинетической энергии от вибраций, ударов и подобных движений в тепловую энергию.

В работе многослойных криогенных систем такая кинетическая энергия, если её не контролировать должным образом, приводит к повышению внутренних температур. Управление этим процессом преобразования энергии важно для поддержания низких температур, необходимых для эффективной работы таких систем.

Понимание и снижение влияния преобразования кинетической энергии в тепло является критическим фактором в дизайне и эксплуатации транспортных систем для криогенных материалов.

Управление многослойной криогенной системой требует точного контроля температуры и давления внутри системы для обеспечения эффективной и безопасной работы. Имеется необходимость поддержания высокой степени вакуума в вакуумной рубашке, что минимизирует теплопередачу и обеспечивает эффективную изоляцию. Мониторинг температуры внутри криогенного сосуда и в слое жидкого азота осуществляется с помощью датчиков температуры. Эти датчики позволяют своевременно реагировать на изменения тепловых условий. Регулировка давления и температуры производится через системы автоматического управления. Такие системы обеспечивают подачу или отвод криогенных жидкостей и газов для поддержания заданных параметров. Контроль за целостностью изоляционных слоев и их эффективностью критически важен для предотвращения тепловых потерь и поддержания эффективности системы.

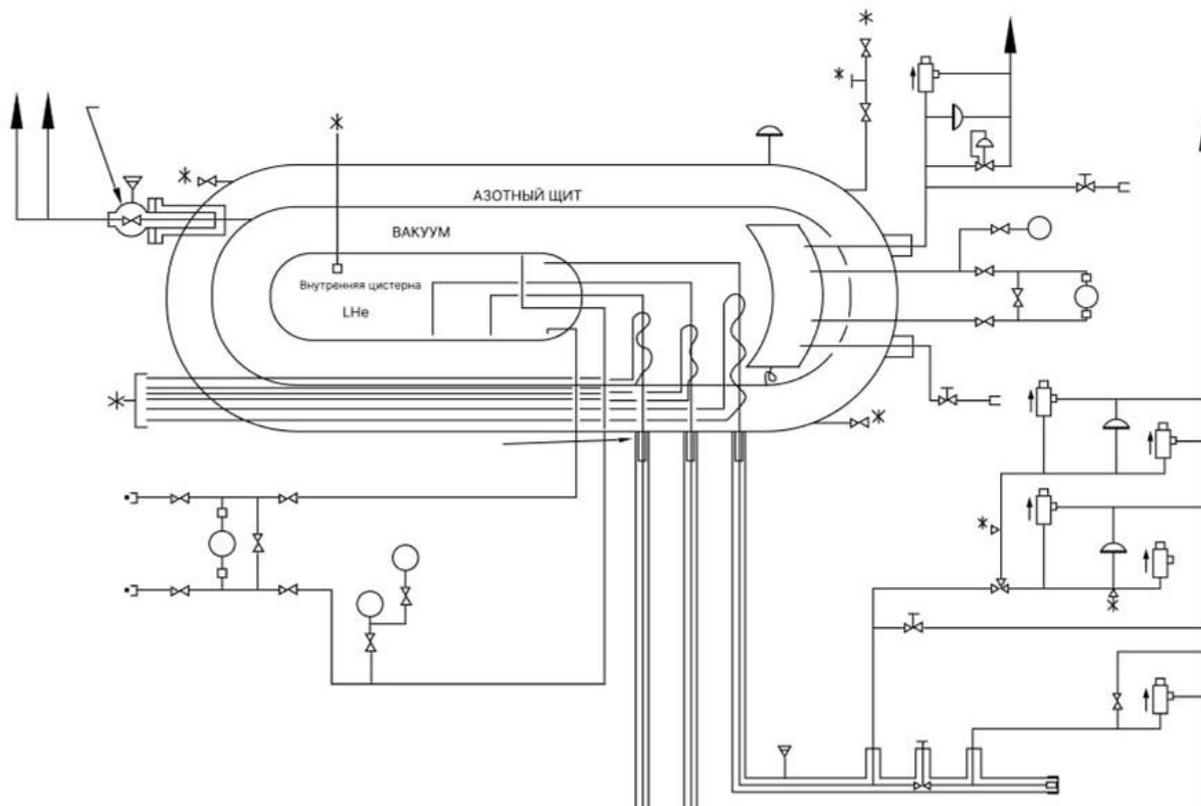


Рис. 1. Многослойная криогенная система с вакуумной изоляцией и азотным экраном  
Fig. 1. Multilayer cryogenic system with vacuum insulation and liquid nitrogen cooling shield

Таким образом, управление криогенными системами включает в себя взаимодействие тепловой динамики, механики жидкости, материаловедения и вакуумных технологий. Интеграция моделей машинного обучения в этой области повышает эффективность и надежность этих систем за счет предоставления расширенных возможностей

прогнозирования и динамической адаптации к изменяющимся условиям эксплуатации.

Современные исследования фокусируются на улучшении эффективности криогенных систем через инновации в материалах изоляции, включая многослойные изоляционные материалы и передовые вакуумные технологии.

Разработки в области материаловедения привели к созданию новых и более эффективных изоляционных материалов, которые позволяют минимизировать теплопотери и улучшить общую производительность системы. В области управления криогенными системами наблюдается тенденция к внедрению автоматизированных систем управления. Эти системы позволяют точно контролировать температуру и давление. Применение методов машинного обучения и искусственного интеллекта для анализа больших объемов данных предсказывает потребности в обслуживании и оптимизации работы системы. Разработки в этой области включают алгоритмы динамического управления, которые способны адаптироваться к изменениям в окружающей среде и параметрах системы [6].

Имеются исследования по разработке новых криогенных систем, которые способны работать при еще более низких температурах. Это открывает новые возможности исследований в области физики низких температур и квантовых технологий. Разработка веществ, таких как гидриды металлов, для криогенных систем хранения и транспортировки обеспечивают более высокую плотность хранения энергии для применений в аэрокосмической и энергетической отраслях.

### РЕЗУЛЬТАТЫ И ДИСКУССИИ

Для анализа и прогнозирования в многослойной криогенной системе с вакуумной изоляцией и азотным экраном охлаждения необходимо определить и обосновать характеристики и атрибуты данных, которые влияют на эффективность и стабильность системы. Машинное обучение включает в себя не только подбор правильных параметров для модели, но и процессы построения и отбора признаков.

Признак (feature) представляет собой переменную, которая описывает отдельную характеристику объекта и является фундаментальной составляющей в задачах машинного обучения. Именно на основе признаков строятся предсказания в моделях.

Признаки или атрибуты могут быть разных видов. Бинарные признаки принимают только два значения, например [true, false], [0,1], ["да", "нет"]. Категориальные (или номинальные) признаки обладают конечным числом уровней, так, например, признак "день недели" имеет семь уровней: от понедельника до воскресенья. Упорядоченные признаки схожи с категориальными, но имеют четкое упорядочивание категорий, как, например, "классы в школе" от 1 до 11 или "время

суток" с 24 уровнями. Числовые (количественные) признаки принимают значения в широком диапазоне и не относятся к предыдущим трем типам [7-8]. Построение признаков или Feature Engineering представляет собой процесс извлечения новых переменных для таблицы из сырых данных. Редко данные поступают в виде готовых матриц. Поэтому практически любая задача начинается с этапа извлечения признаков. Этот процесс является уникальным для каждого конкретного случая использования и набора данных. Он необходим для эффективного использования алгоритмов машинного обучения и построения прогностических моделей. Таким образом, важность тщательного подбора и анализа признаков в процессе Feature Engineering не может быть недооценена. Эти признаки лежат в основе создания эффективных моделей машинного обучения. Они включают критические параметры системы, которые обеспечивают многофакторный анализ для точного прогнозирования и оптимизации работы многослойных криогенных систем.

В рамках настоящего исследования для создания моделей машинного обучения авторами выделяется и обосновывается следующий набор признаков, которые отражают параметры криогенной системы. Дата и время. В качестве ключевой временной метки каждого наблюдения позволяет анализировать динамику и тенденции изменения параметров системы во времени, обеспечивает основу для моделирования временных рядов и прогнозирования. Кроме того, наличие временных меток дает возможность анализировать сезонные и временные колебания в параметрах системы, что критически важно для точного прогнозирования и принятия управленческих решений.

Тип контейнера. Различные конструкции и материалы контейнеров обладают уникальными теплоизоляционными и структурными свойствами. Эти характеристики определяют их способность поддерживать необходимые температурные условия и уровень давления для эффективного хранения и транспортировки криогенных материалов. Контейнеры различных типов требуют индивидуального подхода в плане регулировки температуры и давления в зависимости от их специфических свойств и назначения. Анализ типа контейнера позволяет точнее прогнозировать потребность в охлаждении и доливке азота и гелия.

Статус контейнера. Контейнеры, находящиеся в процессе транспортировки, подвергаются различным внешним воздействиям, таким как изменение температуры и давления окружающей среды, вибрация и ударные нагрузки.

Это влияет на поддержание криогенного состояния внутри. Для транспортируемых контейнеров требуется чаще регулировать параметры охлаждения и поддерживать давление для обеспечения безопасности и эффективности хранения криогенных материалов. Важно учитывать потенциальный риск утечек и другие неполадки, которые могут возникнуть во время транспортировки. Информация о статусе контейнера позволяет адаптировать параметры системы для обеспечения оптимального хранения или транспортировки криогенных материалов с учетом изменений во внешних условиях.

Уровень азота в контейнере напрямую влияет на эффективность теплоизоляции и поддержание температурного баланса в системе. Поддержание оптимального уровня азота критично для изоляции внутреннего сосуда от внешних температурных воздействий. Изменения в уровне азота указывают на потери из-за испарения или неэффективности изоляционных материалов. Снижение уровня азота приводит к уменьшению эффективности охлаждения. Это требует доливки азота для поддержания оптимальных рабочих условий в системе.

Давление азота в системе отражает ее термодинамическое состояние и взаимодействие с внешней средой. Давление изменяется в ответ на колебания температуры, изменения внешнего давления и испарение азота. Контроль давления азота необходим для обеспечения стабильности системы и предотвращения риска образования конденсата или ледяных пробок. Повышение или понижение давления азота является индикатором необходимости регулировки системы охлаждения или вмешательства для устранения потенциальных проблем в изоляции.

Уровень гелия критичен для поддержания сверхнизких температур в криогенном контуре системы. Гелий, находящийся в жидкой фазе при экстремально низких температурах, обеспечивает необходимые условия для специализированного использования системы. Изменения в уровне гелия сигнализируют о потерях из-за утечки или неэффективности теплообмена.

Давление гелия в системе важно для поддержания стабильности и эффективности криогенного процесса. Оно изменяется в зависимости от температурных колебаний и физических характеристик системы. Поддержание определенного давления гелия гарантирует безопасность и эффективность работы системы. Изменения в давлении гелия указывают на необходимость регулировки параметров системы или устранения непо-

ладок в целях поддержания оптимальных условий эксплуатации.

Температура внешней среды оказывает значительное влияние на тепловой режим криогенной системы. Высокие температуры увеличивают тепловые нагрузки на систему. Это ведет к повышенному потреблению холода и увеличению расхода жидкого азота. Низкие температуры снижают тепловые потери и уменьшают нагрузку на систему охлаждения. Повышение температуры внешней среды коррелирует с увеличением потребности в охлаждении и доливке жидкого азота для поддержания оптимальных условий в криогенной системе.

Атмосферное давление влияет на изменение давления в азотном экране и криогенном сосуде для гелия. Это влечет за собой повышенный расход азота и более активный рост давления в криогенной емкости для гелия. Это, в свою очередь, уменьшает срок движения контейнера без манипуляций. Также затрагивается вакуумный экран, который служит для минимизации теплового обмена между внешней средой и внутренними компонентами системы. Изменения атмосферного давления влияют на герметичность и изоляционные свойства вакуумного экрана, что важно для поддержания стабильной и эффективной работы системы. Изменения в атмосферном давлении требуют корректировки параметров вакуумного экрана или дополнительных мер поддержания эффективной теплоизоляции, что напрямую влияет на решения по управлению системой.

Таким образом, комплексный анализ этих признаков создает адаптивные и надежные модели для управления многослойными криогенными системами, обеспечивая стабильность и безопасность системы.

Основываясь на тщательном анализе и отборе признаков, важным этапом в исследовании является выбор подходящих моделей машинного обучения, которые способны эффективно работать с выделенным набором признаков. Для задач прогнозирования состояния многослойной криогенной системы и принятия управленческих решений авторы исследования предлагают использование двух основных типов моделей: линейной регрессии и решающих деревьев.

Для многослойной криогенной системы задача регрессии рассматривается как определение отображений из пространства наблюдаемых параметров системы в пространство целевых переменных. Математически это можно описать следующим образом. Задача состоит в определении отображения  $f: X \rightarrow R$ , где  $R$  - пространство

вещественных чисел, например, для прогнозирования уровня азота или давления гелия в контейнерах. В рамках настоящего исследования особое внимание уделяется поиску такой функции отображения, которая максимально точно отражает взаимосвязь между параметрами криогенной системы и целевыми переменными [9].

Для линейной регрессии модель описывается уравнением

$$y = w_1 x_1 + \dots + w_D x_D + w_0, \quad (3)$$

где  $y$  - является предсказываемой переменной, такой как, например, уровень азота или гелия,  $x_1, \dots, x_D$  - представляют собой набор признаков системы,

$w_1, \dots, w_D, w_0$  - параметры модели.

Подбор вектора весов  $w = (w_1, \dots, w_D)$  и свободного коэффициента  $w_0$  ведется с целью наилучшего приближения модели к истинным данным, что позволяет эффективно прогнозировать критические параметры многослойной криогенной системы.

Применение линейной модели машинного обучения предполагает представление каждого объекта исследования в виде вектора численных признаков ( $x_1, \dots, x_D$ ). Модель считается линейной, если она линейно зависит от этих признаков. Подобная зависимость позволяет четко анализировать влияние отдельных признаков на результат, что является ключевым фактором для криогенной инженерии, где каждый параметр, такой как температура, давление или состояние контейнера, может оказывать значительное влияние на общую эффективность и безопасность системы.

Линейные модели обладают рядом преимуществ, включая интерпретируемость результатов. Например, если вес  $w_i$  в модели положителен, это указывает на то, что увеличение  $i$ -го признака приведет к увеличению целевой переменной в задаче регрессии, или к смещению классификации в пользу определенного класса. Величина веса  $w_i$  показывает степень важности  $i$ -го признака для итогового результата. Таким образом, линейная модель позволяет не только делать точные предсказания, но и объяснить механизмы, лежащие в основе этих предсказаний.

Это особенно важно для криогенной инженерии, где последствия ошибок могут быть критическими. В отличие от более сложных методов машинного обучения, таких как искусственные нейронные сети или градиентный бустинг, линейные модели обладают высокой степенью прозрачности и интерпретируемости, что делает их предпочтительным выбором для задач, где требуется четкое понимание и обоснование принятых решений.

Вторая модель, которая может быть применена к многослойной криогенной системе - это решающее дерево. Оно определяется как структурированная последовательность логических операций, позволяющих классифицировать состояния системы или предсказывать её параметры. Внутренние узлы дерева содержат предикаты, основанные на значениях параметров системы, таких как температура, давление или уровень криогенных жидкостей. Каждому листовому узлу дерева присваивается прогноз, который может быть вектором вероятностей для классификации состояний контейнеров или числовым значением для задач регрессии, например, для прогнозирования уровня азота или гелия. Математически это можно представить следующим образом:

$$Vu(x, j, t) = [x_j \leq t], \quad (4)$$

где  $x_j$  - это  $j$ -й признак объекта из пространства параметров  $X$ ,

$t$  - пороговое значение, соответствующее этому признаку.

Процесс классификации или регрессии с использованием решающего дерева начинается с корневого узла и состоит из серии решений, где каждое последующее решение определяется исходом предиката предыдущего узла. Для многослойной криогенной системы предикаты могут быть описаны в виде бинарных функций, которые оценивают значения определённого признака системы, например, предикат может проверять, не превышает ли давление гелия в контейнере заданный порог. Объекты или состояния криогенной системы, классифицируются посредством движения через дерево. Движение продолжается вправо, если предикат истинен, и влево, если предикат ложен, до тех пор, пока не будет достигнут лист дерева, где и присваивается конечный прогноз [10-12].

В многослойной криогенной системе решающее дерево позволяет не только классифицировать состояния системы, но и прогнозировать необходимые параметры для поддержания функциональности и безопасности. Каждый узел дерева представляет собой точку принятия решения, что позволяет моделирующему алгоритму адаптироваться к специфическим условиям системы, обеспечивая тем самым высокую степень точности и интерпретируемости в принятии управленческих решений.

Таким образом, модель линейной регрессии является методом оценки непрерывных переменных, таких как уровень и давление азота и гелия и позволяет установить линейные зависимости между различными параметрами системы и целевыми переменными. Высокая интерпрети-

руемость делает линейную регрессию ценным инструментом для прозрачного и обоснованного принятия управленческих решений, особенно, где важно понимание влияния каждого параметра на общую эффективность системы [13-16].

Решающие деревья, с другой стороны, предлагают гибкость в обработке как численных, так и категориальных данных, что особенно полезно при классификации различных состояний криогенной системы, таких как определение её текущего состояния или потребности в доливке азота. Благодаря своей иерархической структуре, решающие деревья способны моделировать сложные нелинейные зависимости между признаками и целевыми переменными, обеспечивая тем самым глубокое понимание взаимосвязей в данных. Обе модели дополняют друг друга и могут использоваться вместе для прогнозирования и управления работой многослойной криогенной системы. Линейная регрессия служит для прогнозирования доливки уровня азота или открытия газовой крышки. Решающие деревья обрабатывают более сложные задачи классификации управления системой и прогнозирования ее состояния [17-19].

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение моделей машинного обучения в управлении многослойной криогенной системы имеет потенциал для прогнозирования состояния уровня и давления гелия. Также решается практическая задача продления бездренажного хранения гелия в жидком агрегатном состоянии, в том числе, при транспортировке. Модели линейной регрессии и решающих деревьев являются наиболее эффективными в решении моделями машинного

обучения в прогнозировании уровня азота и давления вакуума в криосистеме. В дальнейших исследованиях возможна разработка комплексных ансамблевых методов, а также задач кластеризации, которые сочетают различные типы моделей, повышая точность и устойчивость прогнозов. Также в перспективе возможно использование глубокого обучения моделирования сложных нелинейных зависимостей, которые возникают в многослойных криогенных системах [20-21]. Для эффективной обработки и анализа больших объемов информации необходимо рассмотреть методы уменьшения размерности данных. Применение метода главных компонент (РСА) и автоэнкодеров выявляет значимые признаки и устраняет избыточность данных. Также необходимо понимать, что эксплуатация криогенных систем происходит в условиях ограниченного количества данных и высокой степени неопределенности. Поэтому возникает необходимость разработки именно таких моделей машинного обучения.

Таким образом, дальнейшее изучение и разработка новых моделей машинного обучения будет способствовать повышению эффективности, надежности и безопасности криогенных систем. Поскольку криогенная инженерия представляет собой сложную и многофакторную область, то каждое решение может иметь значительные последствия.

*Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов, требующего раскрытия в данной статье.*

*The authors declare the absence a conflict of interest warranting disclosure in this article.*

#### ЛИТЕРАТУРА

1. **Филин Н.В., Буланов А.Б.** Жидкостные криогенные системы. Л.: Машиностроение, Ленингр. отд-ние, 1985. 247 с.
2. **Архаров А.М., Беляков В.П., Микулин Е.И. и др.** Криогенные системы: Учебник для вузов по курсу «Криогенная техника». М.: Машиностроение, 1987. 536 с.: ил.
3. **Микулин Е.И.** Криогенная техника. М.: Машиностроение, 1969. 272 с.
4. **Баранов А.Ю., Соколова Е.В.** Хранение и транспортировка криогенных жидкостей. Часть 1: Учебное пособие. СПб.: Университет ИТМО, 2017. 95 с.
5. **Van Sciver S.W.** (2012) Helium Cryogenics. Springer Science, New York, 470. <http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-9979-5>
6. **Гордина Н.Е., Мельников А.А., Гусев Г.И., Гушин А.А., Румянцев Р.Н., Астраханцева И.А.** Использование механохимической и плазмохимической обработок при синтезе каталитических систем на основе вермикулита и оксихлорида циркония. *Изв. вузов. Химия и хим. технология.* 2022. Т. 65. Вып. 5. С. 43-57. DOI 10.6060/ivkkt.20226505.6612.
7. Учебник по машинному обучению. Режим доступа: <https://education.yandex.ru/handbook/ml>.

#### REFERENECES

1. **Filin N.V., Bulanov A.B.** Liquid Cryogenic Systems. Leningrad: Mashinostroenie, Leningrad Division, 1985. 247 p., ill.
2. **Arkharov A.M., Belyakov V.P., Mikulin E.I., et al.** Cryogenic Systems: Textbook for Universities on the Course "Cryogenic Engineering". Moscow: Mashinostroenie, 1987. 536 p.: ill.
3. **Mikulin E.I.** Cryogenic Engineering. Moscow: Mashinostroenie, 1969. 272 p.
4. **Baranov A.Yu., Sokolova E.V.** Storage and Transportation of Cryogenic Liquids. Part 1: Study Guide. St. Petersburg: ITMO University, 2017. 95 p.
5. **Van Sciver S.W.** (2012) Helium Cryogenics. Springer Science, New York, 470. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-9979-5>
6. **Gordina N.E., Melnikov A.A., Gusev G.I. [et al.]** Mechanochemical and plasmachemical processing in the synthesis of catalytic systems based on vermiculite and zirconium oxychloride. *ChemChemTech.* 2022. Vol. 65, N 5. P. 43-57. DOI 10.6060/ivkkt.20226505.6612.
7. Textbook on Machine Learning. [Online]. Available: <https://education.yandex.ru/handbook/ml>. Accessed.

8. **Breiman L., Friedman J., Stone C.J., & Olshen R.A.** (1984). "Classification and Regression Trees". CRC press.
9. **Murphy K.P.** (2012). "Machine Learning: A Probabilistic Perspective". MIT Press.
10. **Ho T.K.** (1995). "Random Decision Forests". Proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition, Montreal, QC, 14-16.
11. **Морозов Е.Н., Горев С.В.** Математические модели для оптимизации машиночитаемых регулятивных систем. *Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством.* 2023. № 4(58). С. 71-78. DOI 10.6060/ivecofin.2023584.666.
12. **Бобков С.П., Галиаскаров Э.Г.** Моделирование процесса теплопроводности с использованием систем клеточных автоматов. *Программные продукты и системы.* 2020. № 4. С. 641-650. DOI 10.15827/0236-235X.132.641-650. EDN RFIIRL.
13. **Зимнуров М.Ф., Астраханцева И.А., Грименицкий П.Н.** Системный анализ и оптимизация количественных показателей эффективности в технологических проектах на основе гибких методологий. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение.* 2023. № 3(75). С. 61-68. DOI 10.6060/snt.20237503.0008.
14. **Astrakhantseva I.A., Astrakhantsev R.G., Mitin A.V.** Randomized C/C++ dynamic memory allocator. *Journal of Physics: Conference Series: 2, Moscow, 01 июля 2021 года.* Moscow, 2021. P. 012006. DOI 10.1088/1742-6596/2001/1/012006. EDN POZQDG.
15. **Бобков С.П., Астраханцева И.А., Галиаскаров Э.Г.** Применение системного подхода при разработке математических моделей. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение.* 2021. № 1(65). С. 66-71. DOI 10.6060/snt.20216501.0008. EDN KOXZWY.
16. **Бобков С.П., Астраханцева И.А.** Применение агентного подхода для моделирования процессов теплопроводности. *Вестник Ивановского государственного энергетического университета.* 2022. № 2. С. 58-66. DOI 10.17588/2072-2672.2022.2.058-066. EDN RWGSSW.
17. **Астраханцева И.А., Горев С.В., Астраханцев Р.Г.** Системный подход к анализу фрактальной природы сложных технических систем. *Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством.* 2023. № 3(57). С. 89-97. DOI 10.6060/ivecofin.2023573.657. EDN PSPGBG.
18. **Морозов Е.Н., Горев С.В.** Математические модели для оптимизации машиночитаемых регулятивных систем. *Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством.* 2023. № 4(58). С. 71-78. DOI 10.6060/ivecofin.2023584.666.
19. **Bobkov S.P., Astrakhantseva I.A.** The use of multi-agent systems for modeling technological processes. *Journal of Physics: Conference Series: 2, Moscow, 01 июля 2021 года.* Moscow, 2021. P. 012002. DOI 10.1088/1742-6596/2001/1/012002. EDN ZXPPKV.
20. **Астраханцева И.А., Бобков С.П.** Дискретная стохастическая модель гидродинамики потока. *Моделирование систем и процессов.* 2023. Т. 16, № 2. С. 7-14. DOI 10.12737/2219-0767-2023-16-2-7-14. EDN BYGGKR.
21. **Астраханцева И.А., Горев С.В., Астраханцев Р.Г.** Фрактальный анализ в оценке эффективности и надежности сложных технических систем. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение.* 2023. № 4(76). С. 60-68. DOI 10.6060/snt.20237604.0008.
8. **Breiman L., Friedman J., Stone C.J., & Olshen R.A.** (1984). "Classification and Regression Trees". CRC Press.
9. **Murphy K.P.** (2012). "Machine Learning: A Probabilistic Perspective". MIT Press.
10. **Ho T.K.** (1995). "Random Decision Forests". Proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition, Montreal, QC, 14-16.
11. **Morozov E.N., Gorev S.V.** Mathematical Models for Optimizing Machine-Readable Regulatory Systems. *Proceedings of Higher Education Institutions. Series: Economics, Finance and Production Management.* 2023. N 4(58). P. 71-78. DOI 10.6060/ivecofin.2023584.666. EDN LLSUGG.
12. **Bobkov S.P., Galiaskarov E.G.** Modeling the Heat Conduction Process Using Cellular Automata Systems. *Software Products and Systems.* 2020. N 4. P. 641-650. DOI 10.15827/0236-235X.132.641-650. EDN RFIIRL.
13. **Zimnurov M.F., Astrakhantseva I.A., Grimenitsky P.N.** System Analysis and Optimization of Quantitative Performance Indicators in Technological Projects Based on Flexible Methodologies. *Modern High-Tech Technologies. Regional Supplement.* 2023. N 3(75). P. 61-68. DOI 10.6060/snt.20237503.0008. EDN OYNXHV.
14. **Astrakhantseva I.A., Astrakhantsev R.G., Mitin A.V.** Randomized C/C++ dynamic memory allocator. *Journal of Physics: Conference Series: 2, Moscow, 01 июля 2021 года.* Moscow, 2021. P. 012006. DOI 10.1088/1742-6596/2001/1/012006. EDN POZQDG.
15. **Bobkov S.P., Astrakhantseva I.A., Galiaskarov E.G.** Application of a Systems Approach in the Development of Mathematical Models. *Modern High-Tech Technologies. Regional Supplement.* 2021. N 1(65). P. 66-71. DOI 10.6060/snt.20216501.0008. EDN KOXZWY.
16. **Bobkov S.P., Astrakhantseva I.A.** Application of an Agent-Based Approach to Modeling Heat Conduction Processes. *Bulletin of the Ivanovo State Power Engineering University.* 2022. N 2. P. 58-66. DOI 10.17588/2072-2672.2022.2.058-066. EDN RWGSSW.
17. **Astrakhantseva I.A., Gorev S.V., Astrakhantsev R.G.** Systematic Approach to the Analysis of the Fractal Nature of Complex Technical Systems. *Proceedings of Higher Education Institutions. Series: Economics, Finance and Production Management.* 2023. N 3(57). P. 89-97. DOI 10.6060/ivecofin.2023573.657.
18. **Morozov E.N., Gorev S.V.** Mathematical Models for Optimizing Machine-Readable Regulatory Systems. *Proceedings of Higher Education Institutions. Series: Economics, Finance, and Production Management.* 2023. N 4(58). P. 71-78. DOI 10.6060/ivecofin.2023584.666.
19. **Bobkov S.P., Astrakhantseva I.A.** The use of multi-agent systems for modeling technological processes. *Journal of Physics: Conference Series: 2, Moscow, 01 июля 2021 года.* Moscow, 2021. P. 012002. DOI 10.1088/1742-6596/2001/1/012002. EDN ZXPPKV.
20. **Astrakhantseva I.A., Bobkov S.P.** Discrete Stochastic Model of Flow Hydrodynamics. *Modeling of Systems and Processes.* 2023. Vol. 16, N 2. P. 7-14. DOI 10.12737/2219-0767-2023-16-2-7-14. EDN BYGGKR.
21. **Astrakhantseva I.A., Gorev S.V., Astrakhantsev R.G.** Fractal Analysis in Assessing the Efficiency and Reliability of Complex Technical Systems. *Modern High-Tech Technologies. Regional Supplement.* 2023. N 4(76). P. 60-68.

Поступила в редакцию (Received) 12.01.2024  
Принята к опубликованию (Accepted) 05.02.2024