

УДК 004.94

МНОГОСЛОЙНАЯ КРИОГЕННАЯ СИСТЕМА КАК ОБЪЕКТ СТРУКТУРНОГО, УПРАВЛЕНЧЕСКОГО И АДАПТИВНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В СИСТЕМНОМ АНАЛИЗЕ

С.В. Горев, И.А. Астраханцева (Иваново)

Введение

Многослойные криогенные системы (МКС) с вакуумной изоляцией и азотным экраном применяются для длительного хранения и транспортировки сжиженных газов при сверхнизких температурах [1]. В условиях повышенной ответственности такие системы выступают как объекты системного анализа, включающего структурное, управленческое и адаптивное моделирование. Целью настоящей работы является формализация МКС как объекта системного анализа с акцентом на моделирование процессов теплотоков, управление и применения интеллектуальных алгоритмов [2].

Системный анализ многослойной криогенной системы

Многослойная криогенная система (МКС) представляет собой инженерный комплекс, предназначенный для длительного хранения и транспортировки сжиженных газов при сверхнизких температурах. Основной задачей такой системы является минимизация теплопритока из внешней среды за счёт использования многоуровневой теплоизоляции, а также обеспечение контролируемого состояния рабочего тела в реальном времени [2].

Целью функционирования МКС является обеспечение устойчивости криогенных параметров среды (температуры, давления, плотности) на протяжении всего жизненного цикла эксплуатации. Важным является также своевременное выявление и компенсация возможных аномалий в работе элементов системы, что требует интеллектуального подхода к управлению и мониторингу [3].

Типовая структура многослойной криогенной системы включает в себя внутреннюю ёмкость с рабочим веществом (чаще всего — жидким азотом), теплоизоляционные слои, выполненные из чередующихся отражающих и пористых материалов, вакуумную оболочку, азотный экран, систему датчиков температуры и давления, систему управления клапанами и подогревателями, а также контуры удалённого мониторинга и цифрового двойника [2].

Предлагается на структурном уровне МКС представлять ее в виде системы:

$$S = \{E, R, F, G, W, C\}, \quad (1)$$

где

E — множество элементов (физических и информационных);

R — связи между ними;

F — функции преобразования энергии и информации;

G — цели функционирования;

W — воздействие внешней среды;

C — управляющие воздействия [3].

На структурном уровне система состоит из резервуара, азотного экрана, слоёв теплоизоляции, вакуумной оболочки и измерительных преобразователей. Для оценки теплового потока используется следующая формула:

$$Q = A \cdot \frac{T_1 - T_2}{\sum_{j=1}^J \frac{d_j}{\lambda_j}}, \quad (2)$$

где

A – площадь поверхности;

T_1 и T_2 – температуры внутренней и внешней сторон;

d_j – толщина j -го слоя;

λ_j – коэффициент теплопроводности j -го слоя [1];

$\sum_{j=1}^J \frac{d_j}{\lambda_j}$ – теплопередача через многослойную конструкцию.

Структура многослойной криогенной системы включает несколько теплоизоляционных барьеров, обеспечивающих минимальный теплоприток. Основные компоненты системы представлены на рис. 1.

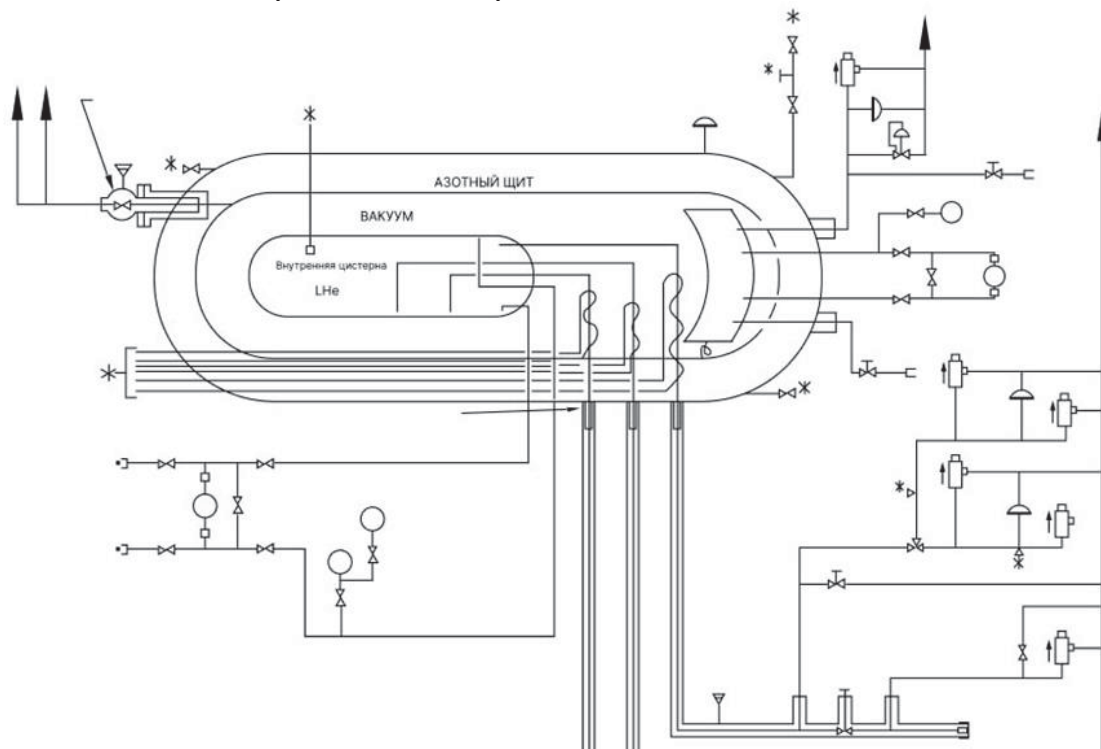


Рис. 1. Многослойная криогенная система с вакуумной изоляцией и азотным экраном

Система включает внутренний резервуар с жидким гелием, окружённый вакуумной оболочкой. Между резервуаром и вакуумной стенкой размещены многослойные теплоизоляционные материалы и азотный экран для дополнительного охлаждения.

Для обеспечения стабильного температурного режима применяется система автоматического управления, которая включает датчики, исполнительные механизмы и управляющие контроллеры. На нижнем уровне действует ПИД-регулятор, описываемый выражением:

$$u(t) = K_p \cdot e(t) + K_i \cdot \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \cdot de(t)/dt_i, \quad (3)$$

где

$u(t)$ – выходной сигнал регулятора;

$e(t)$ – отклонение (ошибка) между текущим и требуемым значением параметра;

K_p, K_i, K_d – коэффициенты пропорциональной, интегральной и дифференциальной составляющих регулятора соответственно.

Выходной сигнал $u(t)$ формируется на основе ошибки $e(t)$ относительно заданного значения температуры.

При этом необходимо учитывать наличие шумов и сбоев датчиков. В таких условиях в систему управления вводятся адаптивные механизмы, обеспечивающие коррекцию сигналов [4].

Предлагается

Современный подход к управлению МКС требует опираться на методы машинного обучения (ML) для повышения надёжности и автономности функционирования. Авторами доказано, что для многослойных криогенных систем применение алгоритмов искусственного интеллекта не только возможно, но и целесообразно. В разработанной авторами интеллектуальной модели на основе телеметрических данных в реальном времени оценивается текущее состояние системы, выявляются аномалии и принимаются управляющие решения, например, о необходимости дозаправки жидким азотом или переходе в пассивный режим [2, 5]. Важно подчеркнуть, что ML-модели используются не столько для прогностического «предсказания поведения», сколько для поддержки принятия решений о дальнейших действиях с системой. Например, реализованная авторами модель градиентного бустинга классифицирует состояние системы и определяет целесообразность управляющего воздействия:

$$\hat{y}_k = \sum_{m=1}^M \gamma_m \cdot h_m(x_k), \quad (4)$$

где

m – номер модели;

h_m – слабые модели (решающие деревья);

γ_m – веса моделей;

x_k – вектор входных признаков (фичей) [2, 3].

Интерпретируемость работы алгоритмов машинного обучения достигается с помощью SHAP-анализа. На рис. 2 представлена диаграмма значимости признаков, рассчитанная для модели градиентного бустинга. Анализ показывает, что наибольшее влияние на итоговое решение оказывают параметры давления в контуре, температуры жидкого азота и статус контейнера. Эти факторы существенно влияют на принятие управляющих воздействий в системе.

Дополнительно стоит отметить, что аналогичный анализ, проведённый для алгоритма случайного леса, также подтверждает значимость указанных признаков, что свидетельствует о согласованности между различными моделями и устойчивость результатов интерпретации.

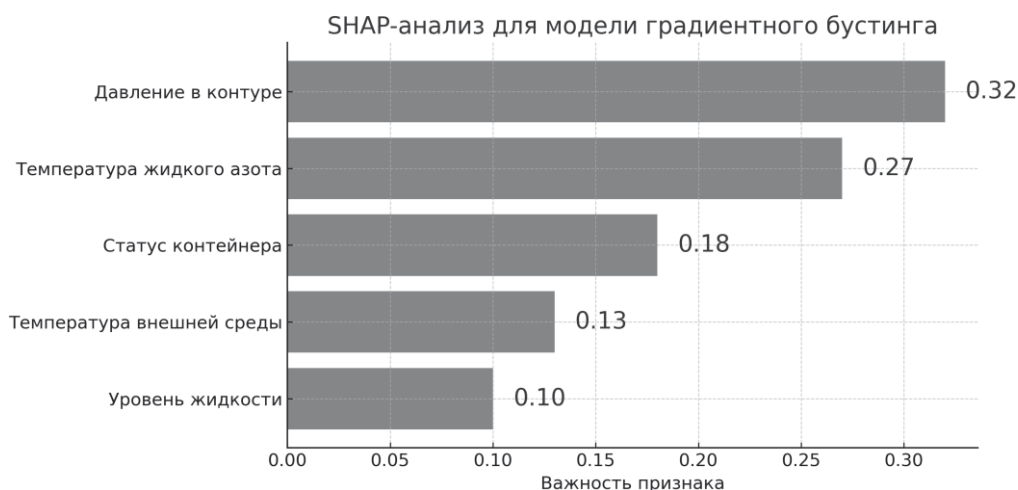


Рис. 2. Диаграмма значимости признаков (SHAP) для модели градиентного бустинга

Для иллюстрации на рис. 3 приведены значения важности признаков, полученные для модели случайного леса – этот алгоритм аналогично выявляет доминирующие факторы. Видно, что параметры давления и температуры имеют максимальный вес, подтверждая значимость именно этих характеристик в поведении системы.

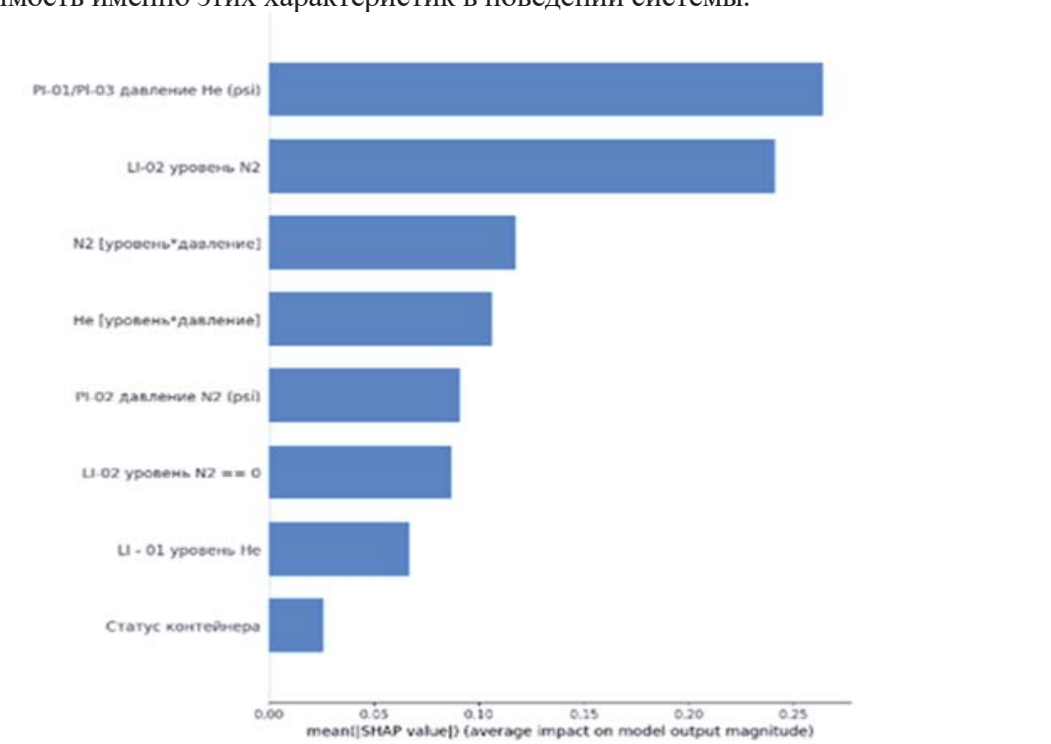


Рис. 3. Значимость признаков в модели случайного леса

График важности признаков показывает, что ключевыми параметрами являются давление и температура в жидкостных контурах, а также статус контейнера. Эти факторы вносят наибольший вклад в прогноз и контроль, что согласуется с физической картиной работы системы.

Алгоритмы машинного обучения, интегрированные в систему управления, позволяют классифицировать типовые отказные ситуации, выявлять нарушения теплоизоляции и своевременно сигнализировать о критических состояниях [5]. Предложенная адаптивная архитектура системы управления включает несколько уровней анализа, прогнозирования и воздействия, обеспечивая устойчивость при внешних возмущениях (например, при изменении температуры окружающей среды, резких скачках давления или колебаниях напряжения питания [8]). Схематическая структура такой многоуровневой системы показана на рис. 4.



Рис. 4. Адаптивная структура системы управления

На схеме представлены уровни: нижний – прямое регулирование (ПИД-регулятор), средний – мониторинг и диагностика, верхний – прогнозирование и принятие решений. Стрелками обозначены потоки информации: от датчиков через алгоритмы анализа к блоку принятия решений, а также обратная связь, возвращающая управляющие воздействия для коррекции работы системы.

Система диагностики реализует несколько уровней контроля. Первый уровень – аппаратный (непосредственный контроль исправности датчиков); второй уровень – программный, на котором реализована интеллектуальная диагностика. Мы используем методы кластерного анализа и метод главных компонент (РСА) для обнаружения нетипичных траекторий изменения параметров. При выявлении критических отклонений система инициирует переход в безопасный режим и информирует оператора о возникшей ситуации. Прогнозирование времени до отказа осуществляется с помощью модели случайного леса с точностью более 93% [2].

Обмен данными между компонентами осуществляется через промышленный протокол OPC UA (Open Platform Communications Unified Architecture) [7]. Визуализация параметров выполняется на экранах SCADA-системы, что обеспечивает оператору наглядную поддержку при принятии решений. Разработанный цифровой двойник МКС служит полигоном для отработки алгоритмов управления в условиях, приближенных к реальным, включая различные сбои и нештатные ситуации.

Дополнительно учитываются характеристики переходных процессов, возникающих в ответ на внешние воздействия. Описанные процессы можно формализовать с помощью дифференциальных уравнений с переменными коэффициентами, отражающими нелинейность системы. В частности, математическая модель динамики МКС представлена дифференциальным уравнением первого порядка с запаздыванием:

$$\tau \cdot \frac{dT_{\text{вн}}(t)}{dt} + T_{\text{вн}}(t) = K \cdot T_{\text{нар}}(t - \Delta t), \quad (5)$$

где

τ – постоянная времени системы;

Δt – величина запаздывания;

$\frac{dT_{\text{вн}}(t)}{dt}$ – производная внутренней температуры по времени (скорость изменения);

$T_{\text{вн}}(t)$ – внутренняя температура в момент времени t ;

K – коэффициент передачи (усилия) между воздействием и выходом;

$T_{\text{нар}}(t - \Delta t)$ – температура внешней среды с учетом запаздывания Δt .

Такая одномерная модель первого порядка с запаздыванием описывает, например, динамику изменения внутренней температуры при колебаниях внешней температуры.

Одним из ключевых факторов эффективного функционирования МКС является точный расчёт теплопритоков внутрь системы. Поскольку конструкция включает несколько теплоизоляционных слоёв с различными теплофизическими свойствами, теплопередача в системе моделируется как последовательная тепловая цепь. Вакуумная изоляция существенно снижает конвективные потери, однако радиационный перенос тепла остаётся значимым. Для оценки тепловых потоков используется формула, учитывающая многослойность конструкции, толщины и теплопроводность материалов, а также радиационные свойства экранов и результирующий температурный градиент [1].

Устойчивость работы МКС при внешних возмущениях оценивается по критериям, аналогичным критериям Ляпунова [6]. В частности, при изменении температуры окружающей среды в диапазоне $\pm 20^\circ\text{C}$ отклонение внутренней температуры не превышает $0,5^\circ\text{C}$. Этого удалось добиться за счёт введения обратных связей, включающих температурные датчики, регуляторы давления, электромагнитные клапаны и системы азотного охлаждения.

Заключение

Таким образом, в рамках проведённого исследования сформулированы и обоснованы ключевые положения, обладающие научной новизной и представляющие собой существенный вклад в развитие методов интеллектуального управления многослойными криогенными системами. Разработана интегрированная структура управления, основанная на синтезе системного анализа, математического моделирования и алгоритмов машинного обучения. Это позволило реализовать комплексный подход к диагностике, прогнозированию и принятию управляющих решений в условиях высокой сложности и нестабильности внешней среды.

Формализованы переходные процессы в криогенной системе в виде системы дифференциальных уравнений с переменными коэффициентами и запаздыванием, что обеспечивает адекватное описание инерционных и нелинейных характеристик реального объекта, в том числе при воздействии резких внешних изменений.

Существенным результатом работы стало применение методов искусственного интеллекта, в частности SHAP-анализа, для оценки значимости параметров и интерпретации решений, принимаемых интеллектуальными алгоритмами. Это позволило перейти от традиционных «чёрных ящиков» к прозрачным и обоснованным системам управления.

В рамках предложенного подхода адаптированы и внедрены алгоритмы машинного обучения (логистическая регрессия, случайный лес и градиентный бустинг) с учётом специфики криогенных систем. К таким можно отнести нестабильность сенсорных данных, ограниченные ресурсы, необходимость высокой устойчивости и точности предсказаний.

Результаты могут быть использованы для разработки цифровых двойников и повышения надёжности функционирования криогенных комплексов. Таким образом, авторский интегрированный подход к анализу и управлению МКС позволяет учитывать не только физико-технические характеристики объекта, но и его динамическое поведение, чувствительность к внешним воздействиям, способность к самодиагностике и адаптации. Эти принципы формируют основу для создания интеллектуальной криогенной системы нового поколения, практическая реализация которой планируется авторами.

Литература

1. **Седов В.А.** Основы криогенной техники. – М.: Энергия, 2019. – 368 с.
2. **Горев С.В., Астраханцева И.А., Котенев Т.Е. и др.** Методы искусственного интеллекта в управлении многослойной криогенной системой с вакуумной изоляцией и азотным экраном // Современные наукоёмкие технологии. Региональное приложение. – 2024. – № 1(77). – С. 50-59.
3. **Вахрушев В.В., Жуков А.Н.** Интеллектуальное управление техническими системами. – М.: Машиностроение, 2020. – 276 с.
4. **Пахомов А.Ю.** Методы цифровой фильтрации в измерительных системах. – СПб.: Политехника, 2018. – 148 с.
5. **Астраханцева И.А.** Дискретная стохастическая модель гидродинамики потока // Моделирование систем. – 2023. – № 4. – С. 31-38.
6. **Серов Д. П.** Предиктивное управление: теория и практика. – Казань: КГТУ, 2021. – 194 с.
7. **Bobkov S. P., Astrakhantseva I. A.** Multi-agent modeling of cryogenic processes // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – Vol. 2116. – P. 012027.
8. **Саидия Л.** Исследование физико-химических свойств импульсного разряда // Физика плазмы. – 2019. – Т. 45, № 6. – С. 639–645.
9. **ISO 21922:2020.** Cryogenic vessels – Static vacuum insulated vessels. – Geneva: International Organization for Standardization, 2020. – 48 p.