

Типовые неисправности оборудования для транспортировки газа и методы, и алгоритмы их диагностики

Ю. А. Кораблёв

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина), Санкт-Петербург, Россия

 juri.korablev@gmail.com

Аннотация. Рассматриваются актуальные вопросы обеспечения надежности и безопасности магистральных газотранспортных систем. Проанализированы типовые неисправности ключевого оборудования: центробежных нагнетателей, запорной и регулирующей арматуры, систем электропривода и трубопроводов. Особое внимание уделено современным методам и алгоритмам технической диагностики, включая анализ рабочих параметров и интеллектуальные системы мониторинга. Показано, что комплексное применение этих методов в рамках предиктивной (прогнозной) модели технического обслуживания позволяет существенно снизить эксплуатационные риски и предотвратить аварийные ситуации.

Ключевые слова: транспортировка газа, газоперекачивающий агрегат (ГПА), запорная арматура, диагностика, предиктивный мониторинг, алгоритм диагностики, надежность

Для цитирования: Кораблев Ю. А. Типовые неисправности оборудования для транспортировки газа и методы, и алгоритмы их диагностики // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2025. Т. 18, № 10. С. 71–80. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-10-71-80.

Original article

Typical Faults of Gas Transportation Equipment and Methods and Algorithms for their Diagnostics

Yu. A. Korablev

Saint Petersburg Electrotechnical University, Saint Petersburg, Russia

 juri.korablev@gmail.com

Abstract. This article examines current issues related to ensuring the reliability and safety of main gas transport systems. It analyzes typical faults of key equipment, including centrifugal superchargers, shutoff and control valves, electric drive systems, and pipelines. Particular attention is paid to modern methods and algorithms for technical diagnostics, including performance analysis and intelligent monitoring systems. It is demonstrated that the integrated application of these methods within a predictive maintenance model can significantly reduce operational risks and prevent emergencies.

Keywords: gas transportation, gas pumping unit (GPU), shut-off valves, diagnostics, predictive monitoring, diagnostic algorithm, reliability

For citation: Korablev Yu. A. Typical Faults of Gas Transportation Equipment and Methods and Algorithms for their Diagnostics // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2025. Vol. 18, no. 10. P. 71–80. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-10-71-80.

Введение. Магистральные газопроводы представляют собой критически важный элемент топливно-энергетического комплекса. Их бесперебойная и безопасная эксплуатация напрямую вли-

яет на энергетическую безопасность государства. Основное технологическое оборудование газотранспортных систем (ГПА, узлы подключения, линейная арматура) работает в условиях экстрем

мальных механических, термических и химических нагрузок, что обуславливает возникновение разнообразных дефектов и неисправностей [1].

Своевременное выявление таких неисправностей – основная задача технической диагностики. Переход от планово-предупредительного обслуживания к обслуживанию по фактическому состоянию (предиктивная модель) требует разработки и внедрения эффективных методов и алгоритмов диагностики. Целью данной статьи служит систематизация типовых неисправностей газотранспортного оборудования и анализ современных методов их обнаружения и идентификации.

1. Типовые неисправности оборудования для транспортировки газа.

1.1. Газоперекачивающие агрегаты (ГПА). Наиболее сложным и ответственным элементом являются ГПА, основу которых составляют центробежные нагнетатели и приводные газовые турбины или электродвигатели. Типичные неисправности ГПА:

- Дисбаланс ротора: одна из самых распространенных неисправностей, возникающая из-за неравномерного износа, загрязнения проточной части или деформации.
- Несовпадение осей (расцентровка) соединительных муфт между двигателем и нагнетателем.
- Износ и разрушение подшипников (качения и скольжения).
- Механический контакт ротора и статора (затирание).
- Аэродинамическая неустойчивость: помпаж, возникающий при нарушении режима «расход–напор», чрезвычайно опасен и может привести к разрушению агрегата.
- Трещины и усталостные разрушения лопаток рабочего колеса.

1.2. Запорная и регулирующая арматура.

Типичные неисправности:

- Негерметичность уплотнительных элементов: износ сальниковых уплотнений, манжет, уплотнительных поверхностей («седло–затвор»).
- Неполное открытие/закрытие задвижек и кранов, вызванное износом шпинделя, деформацией или попаданием инородных тел.
- Отказы систем управления (электропривод, пневмопривод) – износ редукторов, поломка зубчатых передач, неисправности датчиков положения, падение коэффициентов усиления двигателей.

1.3. Линейная часть магистрального газопровода.

Типичные неисправности:

- Потеря металла вследствие внешней и внутренней коррозии.

• Механические повреждения (вмятины, царапины).

- Дефекты сварных швов.

- Разрушение изоляционного покрытия.

2. Методы и алгоритмы диагностики неисправностей. Современная диагностика базируется на комплексе методов, позволяющих оценить состояние оборудования без его разборки. В статье предлагаются следующие методы и алгоритмы диагностики неисправностей.

2.1. Интеллектуальные системы диагностики и прогнозирования служат базовой платформой для решения задач диагностики. Современный тренд – интеграция всех методов в единую систему мониторинга с применением алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта [2].

Алгоритм работы интеллектуальной системы:

1. Сбор данных: объединение данных от вибродатчиков, термокамер, датчиков давления, УЗ-детекторов в единый центр обработки данных (ЦОД).

2. Обучение модели: на основе исторических данных строится «цифровой двойник» оборудования [3], [4] – модель его нормального поведения.

3. Выявление аномалий: в реальном времени текущие данные сравниваются с моделью. Алгоритмы автоматически обнаруживают отклонения.

4. Диагностика и прогноз: на основе выявленных аномалий и базы знаний система классифицирует тип неисправности и прогнозирует остаточный ресурс оборудования (RUL – Remaining Useful Life).

Современные интеллектуальные системы – это не просто набор датчиков, а сложные киберфизические комплексы, объединяющие физическое оборудование с его цифровой моделью и аналитическими алгоритмами.

Архитектура интеллектуальной системы:

1. Слой данных (Data Layer):

Источники: вибродатчики, датчики температуры, давления, расхода, токовые клещи, ультразвуковые детекторы, тепловизоры.

Платформа: промышленный IoT-шлюз, осуществляющий сбор, первичную фильтрацию и передачу данных в облако или корпоративный ЦОД.

2. Слой анализа и моделирования (Analytics & Modeling Layer):

Цифровой двойник (Digital Twin): динамическая виртуальная копия физического актива (например, ГПА), которая обновляется в реальном времени. Моделирует отклик оборудования на изменения нагрузок и условий.

Машинное обучение (ML) и искусственный интеллект (AI):

• Модели обнаружения аномалий (Unsupervised Learning): здесь предлагается метод на основе одноклассового классификатора. Идея диагностики: измерения проверяемого, тестового объекта на основе средних значений и ковариаций вектора параметров сравнивают с номинальной статистикой здорового объекта, чтобы проверить, правдоподобно ли, что тестовый объект исправен. Ожидается, что неисправный объект будет обнаружен как аномалия применительно к функциям обнаружения, т. е. обнаружение неисправности будем рассматривать как поиск аномалий.

• Модели классификации неисправностей (Supervised Learning): на основе размеченных исторических данных (например, «вибрация при дисбалансе», «вибрация при дефекте подшипника») алгоритмы обучаются точно идентифицировать тип дефекта по совокупности признаков. Здесь предлагаются следующие методы диагностики:

– DTW-классификация. Идея DTW-алгоритма – нахождение соответствия между двумя временными последовательностями за счет трансформации временной шкалы одной последовательности относительно другой с целью совместить их по форме кривых. При классификации неисправностей сравниваются эталонные временные ряды S при наличии и отсутствии неисправностей с тестовыми временными рядами U с целью определения наименьшего DTW-расстояния от эталона, что и определяет неисправность;

– мультиклассовый классификатор. Идея метода – анализ сигналов рассогласования на структурной модели. Признаки, которые нужно извлечь из сигналов рассогласования, априори неизвестны. Поэтому используется набор статистических признаков и из них выбирают сработавшие;

– банк диагностических моделей. Метод диагностики на основе банка диагностических моделей предполагает построение классификатора в виде банка моделей системы без неисправностей и со всеми неисправностями. Идея метода – обнаружение неисправности по близкому к нулю сигналу рассогласования между выходом системы и выходами моделей из банка.

Модели прогнозирования остаточного ресурса RUL. Здесь предлагается ряд методов оценки RUL:

– оценка остаточного срока полезного использования RUL на основе сходства. Метод сводит измерения датчиков в один индикатор работоспособности, с помощью которого модель обучается

на основе сходства между индикатором работоспособности и его оценкой;

– мониторинг состояния и прогнозирование с использованием вибрационных сигналов. Для мониторинга состояния создается сигнал тревоги, который срабатывает, если признак во временной области (среднеквадратичный корень, пиковое значение, экспесс сигнала и т. д.) или в частотной области (пиковая частота, средняя частота и т. д.) превышает заданное пороговое значение;

– прогнозирование с помощью линейной регрессии, контролируемого алгоритма машинного обучения. Линейная модель имеет вид: $y_i = wT x_i + \beta$, где y_i – количество циклов для ячейки измерения i ; x_i – p -мерный вектор признаков для ячейки i ; w – p -мерный вектор коэффициентов модели; β – скалярный отсекаемый элемент. Линейная модель регуляризована с использованием эластичной сети для решения проблемы высокой корреляции между признаками;

– прогнозирование с использованием категориальных данных для обучения модели бинарного дерева решений. Категориальные данные – это данные, которые имеют значения в конечном наборе дискретных категорий (код производителя, местоположение машины и уровень опыта операторов и т. п.). Можно использовать эти переменные в качестве предикторов вместе с другими измеренными данными датчиков. Здесь используются категориальные переменные для обучения модели бинарного дерева решений, которая классифицирует, сломаны ли машины;

– оценка RUL с использованием сверточной нейронной сети. Здесь данные используют в формате последовательности, где первое измерение представляет собой количество выбранных признаков, а второе измерение представляет собой длину временной последовательности. Сверточные слои со слоем пакетной нормализации объединяют, далее следует слой активации, а затем слои складываются вместе для извлечения признаков и получения значения RUL на выходе;

– метод глубокого обучения для оценки RUL. Данные, представляющие полный жизненный цикл исследуемого объекта, используются для обучения архитектуры на основе двумерной сверточной нейронной сети, и эта обученная сеть используется для оценки оставшегося срока службы.

Углубленный алгоритм работы системы:

1. Предварительное оповещение (Early Warning): система на основе моделей аномалий обнаруживает малозаметное изменение в паттерне,

которое еще не превышает аварийных порогов, но является признаком начальной стадии деградации. Формируется предупреждение для службы диагностики.

2. **Верификация и диагностика (Verification & Diagnostics):** при получении предупреждения система автоматически активирует углубленную диагностику: запрашивает данные с сопряженных датчиков, проводит частотный анализ, сравнивает полученные данные с архивными. Классификационная ML-модель обрабатывает этот комплекс данных и выдает вероятностный диагноз, например: «Дефект объекта, вероятность 92 %».

3. **Прогнозирование и планирование (Prognostics & Planning):** на основе установленного диагноза активируется модель прогнозирования RUL. Система рассчитывает, например, что при текущей динамике критический уровень будет достигнут через ~45 суток. Эта информация автоматически передается в систему управления техническим обслуживанием (CMMS), которая планирует ремонт на ближайшем плановом останове, например через 30 дней, минимизируя простоя и исключая аварию.

4. **Самообучение системы (Continuous Learning):** после выполнения ремонта и ввода агрегата в работу система получает обратную связь (дефект был подтвержден). Эти данные добавляются в тренировочный набор, что повышает точность моделей на будущее.

Интеллектуальные системы диагностики и прогнозирования могут строиться как *мультиагентные отказоустойчивые системы управления*. Она состоит из двух агентов – диагностирующего и корректирующего. Корректирующий агент, получив информацию о неисправности от диагностирующего агента, компенсирует неисправность.

2.2. Анализ рабочих параметров (Performance Monitoring). Метод основан на анализе технологических параметров: давление на входе/выходе, температура, расход газа, мощность, скорость вращения.

• **Диагностируемые неисправности:** загрязнение проточной части ГПА, помаж, неисправности системы охлаждения.

• **Алгоритм диагностики:**

1. Непрерывный мониторинг параметров в режиме реального времени.

2. Сравнение фактических характеристик (например, степень сжатия от расхода) с паспортной (эталонной) характеристикой ГПА. Здесь ча-

сто используются *методы диагностики на основе пороговой логики и анализа экстремумов* сигнала. В этих методах эксперт анализирует графики изменения сигналов и пытается сформулировать правила для мгновенных и экстремальных значений сигнала, идентифицирующие все неисправности и их отсутствие.

3. Сдвиг характеристики свидетельствует об изменении состояния агрегата (например, снижение КПД из-за загрязнения).

Анализ рабочих параметров трансформировался от простого контроля технологических пределов к сложному процессу оценки интегральных характеристик оборудования – этот метод основан на первом законе термодинамики и позволяет оценить эффективность и состояние оборудования в режиме, близком к реальному времени.

2.2.1. Ключевые диагностические параметры и их производные:

- Для ГПА (газоперекачивающий агрегат):
 - степень сжатия $\varepsilon = P_{\text{выхода}}/P_{\text{входа}}$. Падение степени сжатия при неизменной мощности и расходе – прямой признак износа проточной части или загрязнения межлопаточных каналов;
 - политропический напор (H pol): расчетная величина, определяющая эффективность сжатия газа. Снижение политропического напора указывает на ухудшение аэродинамических качеств нагнетателя;
 - КПД $\eta = (\text{адиабатическая работа})/(\text{фактически затраченная работа})$ – интегральный показатель здоровья агрегата. Тренд на снижение КПД – ключевой индикатор деградации;
 - расход газа Q : анализ зависимости «напор–расход». Смещение рабочей точки и всей характеристической кривой влево (в сторону меньшей производительности) свидетельствует о загрязнении или эрозии колеса нагнетателя.

• Для теплообменного оборудования (масло- и газоохладители) – коэффициент теплопередачи K : $Q = K \cdot F \times \Delta T$, где Q – тепловой поток; F – площадь поверхности; ΔT – логарифмическая разность температур. Падение коэффициента K свидетельствует о загрязнении труб с внутренней или внешней стороны, об образовании отложений.

2.2.2. Алгоритм диагностики на основе анализа рабочих параметров:

1. Сбор и предобработка данных: сбор данных с датчиков давления, температуры, расхода и скорости вращения. Фильтрация от шумов, усреднение для устранения случайных колебаний.

2. Расчет термодинамических показателей: в реальном времени вычисляются производные показатели: КПД, политропический напор, степень сжатия.

3. Сравнение с эталонной моделью («цифровым двойником»): рассчитанные показатели сравниваются с эталонными значениями, полученными при испытаниях агрегата в идеальном состоянии, с поправкой на текущие условия (давление, температура, состав газа).

Здесь часто используется анализ сигналов рассогласования выходных параметров системы с эталонными. Например, *метод диагностики на основе нечеткой эталонной модели*, который предполагает построение нечеткой модели системы в режиме без неисправностей. Идея метода – обработка сигнала рассогласования между выходом эталонной модели и реальным сигналом нечеткой системой. Близок к этому методу *метод диагностики на основе нейросетевой эталонной модели*, только здесь неисправности обнаружаются по результатам анализа комбинаций минимумов и максимумов сигнала рассогласования в соответствии с базой правил для экстремальных значений сигналов.

Еще один метод диагностики аналогичного типа – *FDE-FIE-SVM-метод*. Это комбинация двух методов FDE-FIE и метода машинного обучения SVM. FDE обнаруживает неисправности, FIE локализует, SVM – метод опорных векторов машинного обучения.

Известен также *метод соотношения паритета*. Метод соотношения паритета основан на описании модели в пространстве состояний. На этой основе строится набор кодирования, представляющий собой матрицу, где каждая строка – рассогласование, столбец – неисправность. Единицы в матрице показывают влияние отказа в столбце на рассогласование в строке. По набору кодирования осуществляется обнаружение и локализация неисправностей.

4. Выявление девиаций (отклонений): фиксируется не просто выход за порог, а анализ тренда. Например, плавное снижение КПД на 0.5 % в месяц – это диагностический признак.

5. Классификация неисправности:

- Сценарий А: Падение КПД и напора при неизменном расходе → загрязнение проточной части.
- Сценарий Б: Падение расхода и рост температуры на выходе при неизменной мощности → возможное загрязнение межтрубного пространства охладителя.

- Сценарий В: Резкие колебания давления и расхода, выход на левую границу характеристической кривой → угроза помпажа.

Данный метод не всегда позволяет точно локализовать дефект (например, отличить загрязнение от эрозии), но исключительно эффективен для оценки общего «здоровья» агрегата и планирования ремонтов.

2.3. Анализ неисправностей, которые проявляются не изолированно, а через сложные, разветвленные и зашумленные причинно-следственные связи в системе.

Типичные неисправности:

- Неисправности, связанные с целостностью и гидравликой трубопровода:
 - утечки газа (различной интенсивности и локализации);
 - закупорки (гидратные пробки, скопления жидкости, частичное перекрытие задвижки);
 - снижение пропускной способности (зарастание парафинами, шламами).
- Неисправности основного оборудования компрессорных станций (КС):
 - отказ или снижение КПД газоперекачивающего агрегата;
 - неисправности системы охлаждения газа;
 - некорректная работа системы автоматического регулирования (САР).

- Неисправности запорной и регулирующей арматуры:
 - самопроизвольное частичное закрытие/открытие задвижки;
 - негерметичность затвора задвижки (неплотное закрытие).

- Комплексные и каскадные (вторичные) неисправности:
 - каскадные отказы;
 - неисправности систем измерения (датчиков).

Здесь предлагается использовать *метод диагностики на основе нечетких графов*. В рамках модели состояния газотранспортной системы представляется топологической моделью в виде нечеткого графа, где вершины соответствуют оборудованию, а дуги – функциональным связям с весами, отражающими степень влияния. Разработан алгоритм локации неисправного элемента на основе анализа нечетких путей и центральности вершин.

Также может использоваться *метод прогнозирования возникновения неисправности на основе нечеткой когнитивной карты*. Причем здесь диагностическая модель в форме нечеткого ориентированного графа рассматривается как нечеткая когнитивная карта.

Теория нечетких графов [5] предоставляет мощный аппарат для моделирования систем с нечетко определенными отношениями между компонентами, что идеально соответствует природе ГТС, где влияние одного элемента на другой не всегда детерминированное и может быть оценено экспертно.

Основные преимущества предложенного подхода:

1. Учет неопределенности: модель эффективно работает с зашумленными и неточными данными.

2. Интеграция экспертных знаний: позволяет формализовать опыт эксплуатационного персонала через веса дуг графа.

3. Наглядность: графовая модель предоставляет интуитивно понятное представление о структуре и связях в системе.

4. Повышение точности: алгоритм анализирует не просто факт аномалии, а структуру ее распространения, что снижает вероятность ложной диагностики.

Резюме: какие неисправности метод выявляет **НАИЛУЧШИМ** образом?

Метод на основе нечетких графов, наиболее мощный для диагностики:

1. Распространенных неисправностей с неочевидной локализацией: утечки, закупорки, где симптомы проявляются в нескольких точках системы.

2. Сложных причинно-следственных цепочек: каскадные отказы, когда несколько событий происходят почти одновременно.

3. Неисправностей в условиях неполноты и зашумленности данных: когда часть датчиков неисправна или их показания недостоверны, модель использует логику связей для интерполяции недостающей информации.

4. «Скрытых» деградационных процессов: постепенное снижение эффективности оборудования, которое система может выявить за счет анализа долгосрочных трендов в показателях аномальности вершин.

Таким образом, метод не просто констатирует факт отклонения параметра, а интеллектуально анализирует структуру системы, чтобы найти первопричину наблюдаемой аномалии, что служит его ключевым преимуществом перед традиционными пороговыми сигнализациями.

2.4. Анализ каскадного распространения локальных неисправностей в системах магистрального транспорта газа. Современные системы магистрального транспорта газа представ-

ляют собой сложные технологические комплексы с высокой степенью взаимосвязанности оборудования. Особенность таких систем состоит в возможности каскадного развития аварийных ситуаций, когда локальная неисправность одного элемента распространяется по технологическим каналам и может привести к полномасштабному системному отказу [6].

Основные технологические каналы:

– гидравлические связи (распространение изменений давления);

– тепловые связи (распространение температурных возмущений);

– функциональные связи (логические зависимости оборудования);

– управляющие связи (влияние через систему управления).

Задача состоит в предотвращении передачи с выхода технической системы в последующие блоки технологического процесса неправильной информации, которая может привести к серьезным неисправностям, вплоть до возникновения аварийной ситуации. Для этого предлагается использовать метод интеллектуального резервирования каналов передачи информации. В случае, когда обнаружена неисправность в одной из частей системы, в методе происходит замена сигналов модели на сигналы эталонных моделей с нейронных сетей с правильными сигналами.

2.5. Отказы системы управления процессом транспортировки газа. Диагностика отказов в такой критически важной системе, как система управления процессом транспортировки газа, является комплексной задачей и включает в себя несколько уровней методов:

1. Статистические и аналитические методы (Model-Based). Основаны на сравнении реального поведения системы с ее математической моделью.

• Метод анализа остатков (Residual Analysis).

Суть: создается математическая модель системы (например, с помощью уравнений баланса массы, импульса и энергии). Модель предсказывает значения технологических параметров (давление, расход, температура). Разница между предсказанным значением и реальным измерением с датчика называется остатком.

Диагностика: в исправной системе остатки близки к нулю (в пределах шумов). Если возникает отказ, остатки выходят за допустимые пределы. Анализируя вектор остатков, можно локали-

зователь неисправный элемент (датчик, исполнительный механизм).

- Параметрическая идентификация.

Суть: постоянно или периодически оцениваются параметры модели системы (например, коэффициент трения в трубопроводе, коэффициент усиления клапана). Эти параметры медленно меняются в нормальных условиях, но резко изменяются при возникновении неисправности (например, засорение трубопровода, износ клапана).

2. Методы, основанные на данных (Data-Driven). Эти методы не требуют глубокого знания физики процесса, но нуждаются в больших объемах исторических данных, включающих как нормальную работу, так и случаи отказов.

- Статистический контроль процессов (SPC – Statistical Process Control).

Суть: Используются контрольные карты (например, карты Шухарта) для отслеживания ключевых параметров. Выход параметра за пределы контрольных границ сигнализирует о потенциальном отказе.

- Методы машинного обучения (Machine Learning).

Классификация: алгоритмы (например, Support Vector Machines, Random Forest, нейронные сети) обучаются на размеченных данных, чтобы классифицировать текущее состояние системы как «норма» или конкретный тип отказа («отказ датчика давления», «заклинивание клапана»).

Кластеризация: алгоритмы (например, k -means) находят в данных группы (кластеры), соответствующие разным режимам работы системы, включая аварийные. Новые данные, попавшие в «аварийный» кластер, сигнализируют об отказе.

Нейронные сети: глубокие нейронные сети могут выявлять сложные, неочевидные зависимости в данных, предсказывая отказы на ранней стадии.

3. Методы, основанные на знаниях (Knowledge-Based). Эти методы опираются на опыт экспертов и формализованные логические правила.

- Экспертные системы (Expert Systems).

Суть: Создается база знаний в виде правил «ЕСЛИ-ТО». Например: «ЕСЛИ давление на выходе насоса Р201 падает И температура двигателя Т201 растет, ТО вероятность отказа насоса Р201 высокая». Эти системы хорошо интерпретируемые, но требуют трудоемкого сбора знаний от экспертов.

- Деревья решений (Fault Trees Analysis – FTA).

Суть: Декомпозиция отказа системы на более простые события с помощью логических операторов (И, ИЛИ). Строится от верхнего события

(например, «остановка транспортировки газа») вниз к корневым причинам (отказ датчика, потеря питания, ошибка оператора). Используется скорее для проектирования системы диагностики и анализа рисков, чем для онлайн-мониторинга.

- Нечеткая логика (Fuzzy Logic).

Суть: Позволяет работать с неточными понятиями, такими как «давление немного высокое» или «расход очень низкий». Это полезно, когда границы между нормальным и аварийным состоянием размыты. На основе нечетких правил система выдает оценку вероятности того или иного отказа.

4. Сигнальные методы. Эти методы анализируют непосредственно сигналы с датчиков.

- Анализ вибрации: применяется для диагностики вращающегося оборудования (газоперекачивающих агрегатов, насосов). Спектральный анализ вибросигнала позволяет выявить разбалансировку, износ подшипников, кавитацию. Метод основан на регистрации и анализе вибрации и шума [7].

Диагностируемые неисправности: дисбаланс, расцентровка, дефекты подшипников, затирание, помпаж. Алгоритм диагностики:

1. Сбор данных: установка датчиков вибрации в контрольных точках (радиальное, осевое направление). Запись вибросигнала в широком частотном диапазоне.

2. Обработка сигнала: преобразование сигнала из временной области в частотную с помощью быстрого преобразования Фурье (БПФ) или вейвлетов. Получение виброспектров и вейвлетов. Здесь для диагностики широко используется вейвлет-анализ. Особенность предложенного метода диагностики на основе вейвлетов заключается в том, что с помощью непрерывного вейвлет-преобразования обнаруживаются резкие неисправности, а с помощью дискретного вейвлет-преобразования – постепенно развивающиеся.

3. Анализ и идентификация:

- *Дисбаланс:* высокий уровень вибрации на частоте вращения (1Х).

- *Расцентровка:* высокий уровень на 2Х, 3Х от частоты вращения.

- *Дефекты подшипников:* появление характерных частот (частота перекатывания тел, частота вращения сепаратора и др.) в высокочастотной области. Для прогнозирования возникновения дефектов в подшипниках может использоваться метод экспоненциальной деградации. Модель экспоненциальной деградации предсказывает оставшийся полезный срок службы на основе

априорных значений параметров и последних измерений. Модель способна обнаруживать значительную тенденцию деградации в реальном времени и обновляет априорные значения параметров, когда становится доступным новое наблюдение.

– *Помпаж*: резкий скачок вибрации на низких частотах, не связанных с частотой вращения. Вообще главная проблема диагностики процесса транспортировки газа заключается в диагностике помпажа. Здесь предлагается использовать *нечеткую систему диагностики помпажа*,ирующую на основе базы данных, аккумулирующих правила из многочисленных патентов в данной предметной области, эвристических правил на основе опыта и интуиции эксплуатационников.

- Анализ временных рядов: ищутся аномалии в форме сигналов – такие, как дрейф, залипание значения, появление шума, что характерно для отказов датчиков.

5. Методы из классической теории управления. Например, *метод диагностики на основе анализа положения корней характеристического полинома в комплексной плоскости*, полученных по уравнениям системы управления в пространстве состояний. Реализуется метод нечеткой системой диагностики, задача которой – связать каждую кар-

тину расположения корней характеристического полинома с конкретной неисправностью и тем самым обнаружить и локализовать ее.

Сама диагностика направлена на выявление трех основных типов отказов:

1. Отказы датчиков.

Проявления: завышение/занижение показаний, «залипание» значения, полный обрыв, повышенный шум.

Методы диагностики: Анализ остатков, сравнение с косвенными измерениями, статистические методы.

2. Отказы исполнительных механизмов (приводов, клапанов).

Проявления: заклинивание, недооткрытие/недозакрытие, повышенное трение, утечка через затвор.

Методы диагностики: анализ остатков (сравнение заданного и фактического положения), параметрическая идентификация (изменение характеристик), анализ времени срабатывания.

3. Отказы технологического объекта (засорение труб, утечки).

Проявления: падение давления, изменение гидравлического сопротивления, дисбаланс потоков.

Методы диагностики: балансовые методы (материальный и энергетический баланс), волн-

Типовые неисправности оборудования для транспортировки газа и методы их диагностики
Typical faults of gas transportation equipment and methods for their diagnostics

Оборудование	Неисправность оборудования	Метод диагностики
Газоперекачивающие агрегаты	Дисбаланс ротора	Использование метода диагностики на основе вейвлетов Анализ давления, температуры и рабочих скоростей методами диагностики на основе анализ рабочих параметров (на основе пороговой логики и анализа экстремумов, основе нечеткой и нейросетевой эталонной модели, метод FDE-FIE-SVM, метод соотношения паритета)
	Несовпадение осей (расцентровка)	Использование метода диагностики на основе вейвлетов
	Износ и разрушение подшипников (качения и скольжения)	Метод экспоненциальной деградации Использование метода диагностики на основе вейвлетов Мониторинг температуры подшипниковых узлов, давления масла на основе анализ рабочих параметров (на основе пороговой логики и анализа экстремумов, основе нечеткой и нейросетевой эталонной модели, метод FDE-FIE-SVM, метод соотношения паритета)
	Механический контакт ротора и статора (затирание)	Использование метода диагностики на основе вейвлетов Мониторинг потребляемой мощности, температуры подшипников на основе анализ рабочих параметров (на основе пороговой логики и анализа экстремумов, основе нечеткой и нейросетевой эталонной модели, метод FDE-FIE-SVM, метод соотношения паритета)
	Аэродинамическая неустойчивость: помпаж	Нечеткая система диагностики помпажа Мониторинг давления и расхода на основе анализ рабочих параметров (на основе пороговой логики и анализа экстремумов, основе нечеткой и нейросетевой эталонной модели, метод FDE-FIE-SVM, метод соотношения паритета)
	Трещины и усталостные разрушения лопаток рабочего колеса	Использование метода диагностики на основе вейвлетов

Окончание таблицы

Оборудование	Неисправность оборудования	Метод диагностики
Запорная и регулирующая арматура	Негерметичность уплотнительных элементов	Использование метода диагностики на основе вейвлетов Контроль давления в системе на основе анализа рабочих параметров (на основе пороговой логики и анализа экстремумов, основе нечеткой и нейросетевой эталонной модели, метод FDE-FIE-SVM, метод соотношения паритета)
	Неполное открытие/закрытие задвижек и кранов	Проверка точности позиционирования Измерение времени полного хода Сравнение с паспортными характеристиками Спектральный анализ вибрации Корреляционный анализ сигналов Тестовые циклы открытия/закрытия Проверка на различных режимах
	Отказы систем управления	Мониторинг потребляемого тока Контроль напряжения питания Анализ характеристик пусковых токов Мониторинг температуры двигателя Тепловой контроль силовой электроники Анализ состояния подшипников Мониторинг давления воздуха/жидкости на основе анализа рабочих параметров (на основе пороговой логики и анализа экстремумов, основе нечеткой и нейросетевой эталонной модели, метод FDE-FIE-SVM, метод соотношения паритета)
Линейная часть магистрального газопровода	Потеря металла	Магнитные и ультразвуковые дефектоскопы Ультразвуковая толщинометрия Радиографический контроль
	Механические повреждения	Магнитные и ультразвуковые дефектоскопы Лазерное сканирование внутренней поверхности трубы БПЛА и спутниковый мониторинг Инфракрасная съемка трассы Георадарное обследование Цифровые двойники трубопроводов Прогнозные модели развития повреждений на основе моделей прогнозирования остаточного ресурса
	Дефекты сварных швов	Магнитные и ультразвуковые дефектоскопы Магнитопорошковый или капиллярный контроль Ультразвуковой или радиографический контроль Цифровые двойники сварных соединений
	Разрушение изоляционного покрытия	Системы прогноза остаточного ресурса на основе моделей прогнозирования остаточного ресурса Электрометрические методы Акустические методы Термографические методы БПЛА и спутниковый мониторинг

ые методы обнаружения утечек, методы параметрической идентификации.

Подводя итог изложенному материалу можно свести оборудование газотранспортного комплекса, его неисправности и основные методы их диагностики в таблицу.

Заключение. Обеспечение надежности газотранспортной инфраструктуры требует системного подхода к диагностике. Типовые неисправности оборудования имеют четкие диагностические признаки, которые могут быть выявлены с помощью специализированных методов.

Наиболее эффективна комплексная диагностика, сочетающая разные методы и алгоритмы диагностики. Разработанные алгоритмы обработки сигналов позволяют не только констатировать факт неисправности, но и идентифицировать ее тип и степень развития.

Перспективно также создание и внедрение интеллектуальных систем диагностики, которые на основе методов машинного обучения и анализа больших данных позволяют реализовать предиктивную модель обслуживания, минимизирующую вероятность внезапных отказов и оптимизирующую затраты на ремонт.

Таким образом, углубленный анализ рабочих параметров и интеллектуальные системы диагностики представляют собой эволюцию от реактивного к проактивному управлению надежностью. Комплексное использование «цифровых двойников», методов машинного обучения и прогнозной аналитики позволяет не только предотвращать катастрофические отказы, но и оптимизировать ресурс оборудования и логистику ремонтов, переводя газотранспортную отрасль на качественно новый уровень технологической зрелости.

Список литературы

1. Иванов А. В., Петров С. К. Надежность и диагностика оборудования магистральных газопроводов. М.: Недра, 2020. 356 с.
2. Prediction of oil and gas pipeline failures through machine learning approaches: A systematic review / A. Al-Sabaeei, H. Alhussian, S. J. Abdulkadir, A. Jagadeesh // Energy Reports. 2023. Vol. 10. P. 1313–1338. doi: 10.1016/j.egyr.2023.08.009.
3. Digital Twin in Industry: State-of-the-Art / F. Tao, H. Zhang, A. Liu, A. Y. C. Nee // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2019. Vol. 15, no. 4. P. 2405–2415. doi: 10.1109/TII.2018.2873186.
4. Grieves M. Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication. Whitepaper 2015.
- URL: https://www.researchgate.net/publication/275211047_Digital_Twin_Manufacturing_Excellence_through_Virtual_Factory_Replication (дата обращения: 15.08.2025).
5. Zadeh L. A. Fuzzy sets // Information and Control. 1965. Vol. 8. P. 338–353.
6. Салюков В. В., Хариновский В. В. Магистральные газопроводы. Диагностика и управление техническим состоянием. М.: Недра, 2016. 213 с.
7. Вибрационная диагностика технического состояния ГТД в составе газоперекачивающих агрегатов / А. А. Дегтярев, М. Е. Колотников, В. Г. Кульчихин, М. К. Леонтьев, С. С. Некрасов // Вестн. МАИ. 2002. Т. 9, № 1. С. 43–50.

Информация об авторе

Кораблёв Юрий Анатольевич – канд. техн. наук, доцент, зам. зав. кафедрой автоматики и процессов управления СПбГЭТУ «ЛЭТИ».
E-mail: juri.korablev@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-2432-7169>

References

1. Ivanov A. V., Petrov S. K. Nadezhnost' i diagnostika oborudovaniya magistral'nyh gazoprovodov. M.: Nedra, 2020. 356 s. (In Russ.).
2. Prediction of oil and gas pipeline failures through machine learning approaches: A systematic review / A. Al-Sabaeei, H. Alhussian, S. J. Abdulkadir, A. Jagadeesh // Energy Reports. 2023. Vol. 10. P. 1313–1338. doi: 10.1016/j.egyr.2023.08.009.
3. Digital Twin in Industry: State-of-the-Art / F. Tao, H. Zhang, A. Liu, A. Y. C. Nee // IEEE Transactions on Industrial Informatics. 2019. Vol. 15, no. 4. P. 2405–2415. doi: 10.1109/TII.2018.2873186.
4. Grieves M. Digital twin: Manufacturing excellence through virtual factory replication. Whitepaper 2015.
- URL: https://www.researchgate.net/publication/275211047_Digital_Twin_Manufacturing_Excellence_through_Virtual_Factory_Replication (data obrashhenija: 15.08.2025).
5. Zadeh L. A. Fuzzy sets // Information and Control. 1965. Vol. 8. P. 338–353.
6. Saljukov V. V., Harionovskij V. V. Magistral'nye gazoprovody. Diagnostika i upravlenie tehnicheskim sostojaniem. M.: Nedra, 2016. 213 s. (In Russ.).
7. Vibracionnaja diagnostika tehnicheskogo sostojaniya GTD v sostave gazoperekachivajushhih agregatov / A. A. Degtjarev, M. E. Kolotnikov, V. G. Kul'chihin, M. K. Leont'ev, S. S. Nekrasov // Vestn. MAI. 2002. T. 9, № 1. S. 43–50. (In Russ.).

Information about the author

Yury A. Korablev – Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Deputy Head of the Department of Automation and Control Processes, Saint Petersburg Electrotechnical University.
E-mail: juri.korablev@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-2432-7169>

Статья поступила в редакцию 18.10.2025; принята к публикации после рецензирования 28.10.2025; опубликована онлайн 30.12.2025.

Submitted 18.10.2025; accepted 28.10.2025; published online 30.12.2025.