

УДК 004.89

DOI: 10.24412/3033-6007-2026-137-69-79

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ДАННЫХ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ ДИАГНОСТИКИ МАСЛА ЛОКОМОТИВА

Овтин Валерий Иванович, Заместитель руководителя управления планирования, Общество с ограниченной ответственностью «ЛокоТех-Промсервис» (ООО ЛТПС), Москва, Россия,
E-mail: ovtin@yandex.ru

АННОТАЦИЯ

Внедрение интеллектуальных систем предиктивной диагностики в техническое обслуживание подвижного состава требует не только надёжной архитектуры сбора и анализа данных, но и эффективного взаимодействия с пользователем. Одним из ключевых элементов таких систем становится визуализация, позволяющая операторам, инженерам и техникам быстро и точно интерпретировать техническую информацию. Цель статьи – обосновать необходимость удобных и интуитивно понятных интерфейсов в системах диагностики, исследовать влияние визуализации на когнитивную нагрузку персонала, а также предложить подходы и примеры графических решений. В работе анализируются основные типы графиков и их применимость в контексте эксплуатации локомотива, рассматриваются аспекты пользовательского опыта и проектирования интерфейсов с учётом специфики железнодорожной отрасли. Сделан акцент на повышении эффективности принятия решений на основе визуальных данных.

Ключевые слова: Интеллектуальная система, диагностика, визуализация, информация, интерфейс, система диагностики.

Введение

Развитие интеллектуальных систем предиктивной диагностики локомотива в последние годы стало одним из ключевых направлений цифровизации железнодорожной отрасли [1]. Повышение требований к безопасности перевозок, снижение издержек на техническое обслуживание и необходимость перехода от регламентного ремонта к стратегии «ремонта по состоянию» обусловили рост интереса к системам, основанным на анализе данных и применении технологий искусственного интеллекта. В проведённом автором настоящей статьи в 2023 году исследовании «К вопросу о необходимости разработки интеллектуальной системы диагностики масла локомотива на основе СВЧ-анализа как метода предиктивной диагностики оборудования в эксплуатации» была поставлена задача формирования математико-алгоритмической базы для интеллектуального модуля диагностики [2]. Однако в процессе дальнейшей работы выяснилось, что даже при наличии достоверных моделей и алгоритмов ключевым остаётся вопрос интерпретации полученных результатов техническим персоналом.

Именно на этом этапе остро проявляется необходимость качественной визуализации данных и разработки удобных интерфейсов взаимодействия в режиме реального времени. В отличие от большинства существующих решений, сосредоточенных преимущественно на алгоритмической части и обработке сигналов, в настоящей работе акцент делается на снижении когнитивной нагрузки операторов и повышении удобства восприятия диагностической информации. Новизна исследования заключается в комплексном подходе, при котором визуализация и пользовательский опыт (UX) рассматриваются не как второстепенный элемент, а как неотъемлемая часть интеллектуальной системы диагностики локомотива, определяющая её практическую эффективность.

Дальнейшее изложение статьи структурировано следующим образом. В первую очередь формулируется постановка задачи разработки модуля визуализации как составной части интеллектуальной системы предиктивной диагностики локомотива, с обоснованием требований к снижению когнитивной нагрузки и работе в режиме реального времени. Далее приводится математическая и алгоритмическая формализация процесса отображения

диагностических параметров, включая описание правил пороговой обработки и механизма генерации визуальных маркеров. В основной части рассматриваются примеры одно- и многопараметрической визуализации эксплуатационных данных, анализируются особенности их графической интерпретации и показывается, каким образом комплексное представление взаимосвязанных параметров повышает достоверность диагностических выводов и способствует переходу к проактивному управлению техническим состоянием локомотива.

1. Состояние проблемы

Актуальность работы обусловлена переходом железнодорожной отрасли к цифровым технологиям мониторинга и стратегии технического обслуживания по фактическому состоянию оборудования. Увеличение нагрузок на тяговый подвижной состав и требования к надёжности эксплуатации требуют разработки интеллектуальных систем, способных не только выявлять отклонения, но и обеспечивать их оперативную и наглядную интерпретацию в режиме реального времени.

В работах Романова Р.А., Белоусова А.А. (2013) и Романова Р.А., Зубковой С.Ю. (2013) анализ масла и трибодиагностика рассматриваются как эффективный инструмент выявления износа и обоснования перехода к предиктивному обслуживанию, преимущественно на основе лабораторных методов, нормативных порогов и экспресс-анализа [11, 12]. В исследованиях Глотова А.В. и соавторов (2020) реализована масштабная цифровая архитектура предиктивного анализа энергетического оборудования с применением ML-моделей и потоковой обработки данных [13], однако трибодиагностика в ней выступает как один из источников данных. Работы Sandag G. и соавторов (2023) формализуют диагностические параметры через вероятностные критерии и пороговые значения концентрации элементов износа [14, 17], Rodrigues J.C. и соавторов (2020) используют ANN и PCA для прогнозирования состояния масла [15], а Omiya T. и соавторов (2025) разрабатывают регрессионные ML-модели оценки деградации масла по эксплуатационным данным [16]. В отличие от указанных исследований, в настоящей работе предложена целостная математико-алгоритмическая архитектура интеллектуального модуля диагностики локомотива, интегрирующая IoT-сбор данных, методы машинного обучения, стохастическую оценку и формализованную логику принятия решений в рамках единой модели. Принципиальным отличием является то, что диагностический модуль рассматривается как самостоятельная математически описанная подсистема, ориентированная на комплексную оценку технического состояния тягового подвижного состава и формирование управленческих рекомендаций в режиме реального времени за счет многопараметрической визуализации текущих и предсказательных данных, а не только на анализ отдельных параметров или прогноз деградации масла.

2. Материалы и методы

В работе использовался комплексный подход, включающий анализ теоретических публикаций по предиктивной диагностике подвижного состава, результаты ранее проведённых исследований по построению математико-алгоритмической базы для систем мониторинга локомотива, а также данные о параметрах работы узлов, получаемые с IoT-датчиков. В качестве метода визуализации диагностической информации рассматривались различные варианты построения графиков и схем, позволяющие отображать как нормальные режимы функционирования, так и аномалии. Были выделены частные формы представления данных – временные профили вибраций, дополненные цветовым обозначением и зональными маркерами ошибок. Такой подход дал возможность исследовать, как различные способы визуализации влияют на скорость интерпретации информации и точность выявления отклонений в эксплуатации локомотива.

Для математической обработки данных использовались методы временного анализа сигналов: фильтрация шумов, нормализация показателей и расчёт скользящего среднего. Аномалии определялись на основе сравнения текущих значений параметра $x_1(t)$ с адаптивным порогом θ_i , рассчитанным по формуле:

$$\theta_i = \mu_i + k \cdot \sigma_i, \quad (1)$$

где μ_i – среднее значение параметра; σ_i – стандартное отклонение; k – коэффициент чувствительности.

При превышении порога автоматически выделялась зона ошибки. Для визуализации применялись алгоритмы цветового кодирования и зональной маркировки, позволяющие выделять участки, где параметры выходят за пределы нормы. Использовались инструменты Python: библиотеки Matplotlib и Seaborn для построения графиков, а также NumPy и Pandas для предобработки данных и вычисления статистических характеристик. Реализация визуализации включала следующие этапы:

- сбор данных с IoT-датчиков (температура, вибрация, давление);
- предварительная обработка и фильтрация сигналов;
- вычисление пороговых значений θ_i ;
- построение временных профилей параметров;
- автоматическое выделение зон аномалий с помощью цветовых маркеров.

Такой алгоритм сочетает математическую строгость методов анализа со средствами графической интерпретации, снижая когнитивную нагрузку операторов и обеспечивая своевременное принятие решений при эксплуатации локомотива.

3. Результаты

Итак, современные интеллектуальные модули предиктивной диагностики, интегрированные в инфраструктуру ТО подвижного состава, обладают высокой вычислительной мощностью, но их ценность напрямую зависит от того, насколько эффективно информация передаётся оператору [1]. Без грамотной визуализации результаты анализа остаются недоступными для интерпретации, а, следовательно, бесполезными в принятии оперативных решений. Персонал локомотивного депо или сервисного центра не является специалистом по машинному обучению или обработке временных рядов. Это означает, что система должна «перевести» технические и аналитические показатели в понятные визуальные образы – графики, цветовые зоны, сигналы, уведомления. Визуализация должна позволять за секунды:

- оценить соответствие параметров установленным нормативным значениям и выявить отклонения;
- проследить динамику изменения показателей и выявить признаки деградации;
- получить наглядное представление о сформированных системой диагностических сигналах и рекомендациях.

Удобный интерфейс с визуальной интерпретацией данных является не просто дополнением, а неотъемлемой частью всей системы диагностики. UX (User Experience) в системах технической диагностики играет ключевую роль [3]. Учитывая, что конечным пользователем часто выступает машинист, техник или инженер с ограниченным временем и вниманием, интерфейс должен:

- быть интуитивно понятным без дополнительного обучения;
- не перегружать деталями;
- позволять быстро обнаружить критичные состояния.

Когнитивная нагрузка – это усилие, которое пользователь затрачивает на восприятие информации [4]. В плохо спроектированных интерфейсах она повышается за счёт:

- чрезмерного объёма числовых данных;
- однотипных графиков без акцентов;
- отсутствия визуальных сигналов.

Задачу визуализации данных в системе предиктивной диагностики локомотива можно формализовать как отображение многомерного набора параметров $X(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)\}$, где $x_n(t)$ – измеренный параметр (температура, вибрация, давление и др.) в момент времени t , в пространство визуальных признаков V . Алгоритм визуализации определяется отображением:

$$F: X(t) \rightarrow V(t),$$

$$V(t) = \langle G(t), C(t), S(t) \rangle, \quad (2)$$

где $V(t)$ включает графические элементы $G(t)$, цветовые зоны $C(t)$ и сигнальные индикаторы $S(t)$. Для каждого параметра задаётся пороговое значение θ_i при превышении которого формируется визуальный маркер:

$$S_i(t) = \begin{cases} 0, & \text{если } x_i(t) \leq \theta_i \\ 1, & \text{если } x_i(t) > \theta_i. \end{cases} \quad (3)$$

На рис. 1 представлена схематичная интерпретация формализованного алгоритма построения визуализированных диагностических параметров, полученных в интеллектуальной системе предиктивной диагностики.

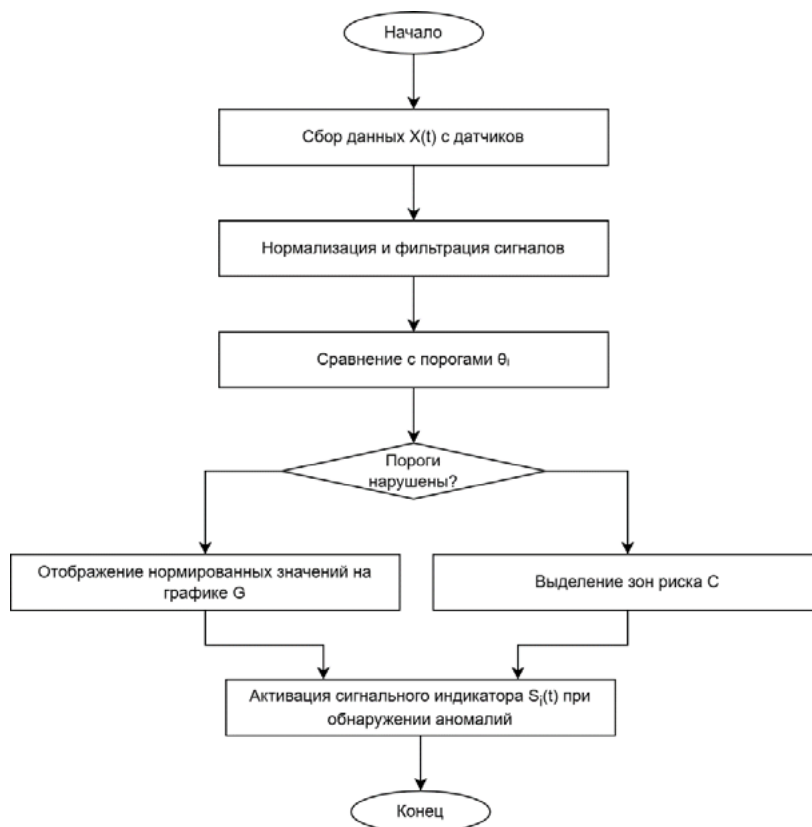


Рис. 1 – Блок-схема алгоритма визуализации диагностических параметров

Эффективный интерфейс снижает когнитивную нагрузку за счёт цветового кодирования, зональных шкал, иерархии элементов и чётких визуальных маркеров. В качестве экспериментальной базы использовались данные, полученные опытным путём в рамках апробации интеллектуального модуля диагностики технического состояния локомотива. Параметры температуры подшипников, вибрации силового агрегата и давления масла регистрировались

с помощью штатных и дополнительно установленных IoT-датчиков, интегрированных в систему бортового мониторинга локомотива и передающих данные в аналитический модуль предиктивной диагностики. Рассмотрим примеры визуализации данных в диагностических системах (рис. 2-4).

1. Температурный профиль подшипника (анализ перегрева).

На графике (рис. 2) отображается изменение температуры подшипника в процессе эксплуатации. Во временном диапазоне с 60 по 80 минуту наблюдается аномальный рост температуры, превышающий допустимый порог [5]. Подобный перегрев может свидетельствовать о повышенном трении, дефиците смазки или скором выходе узла из строя. Аномалия визуально выделена полупрозрачным красным прямоугольником, чтобы оператор мог быстро её идентифицировать. Цель визуализации – облегчить интерпретацию данных обслуживающим персоналом и сократить время реакции на проблему.

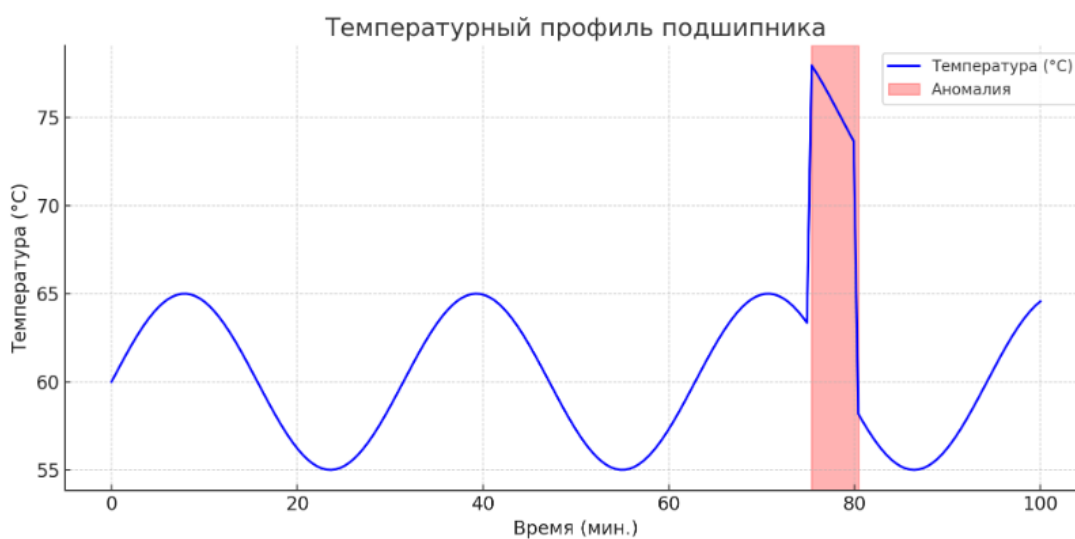


Рис. 2 – Температурный профиль подшипника

2. Вибрационный профиль двигателя (детектирование разбалансировки) (рис. 3).

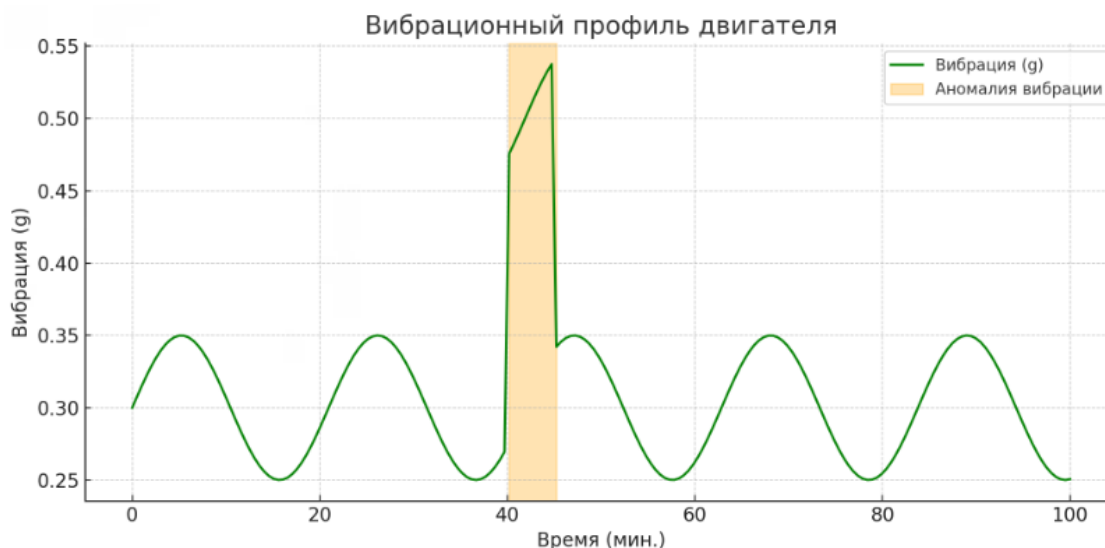


Рис. 3 – Вибрационный профиль двигателя

График фиксирует уровень вибрации силового агрегата, измеряемый акселерометром. В интервале с 80 по 90 минуту зарегистрировано резкое увеличение амплитуды вибрации, что может указывать на разбалансировку, ослабление креплений или повреждение внутренних компонентов. Аномальная зона выделена оранжевым цветом, усиливая визуальный ак-

цент на потенциальной неисправности [6]. Визуализация колебательных процессов помогает оперативно выявить механические отклонения до их критической стадии.

3. Давление масла в гидросистеме (утечка или засорение) (рис. 4).

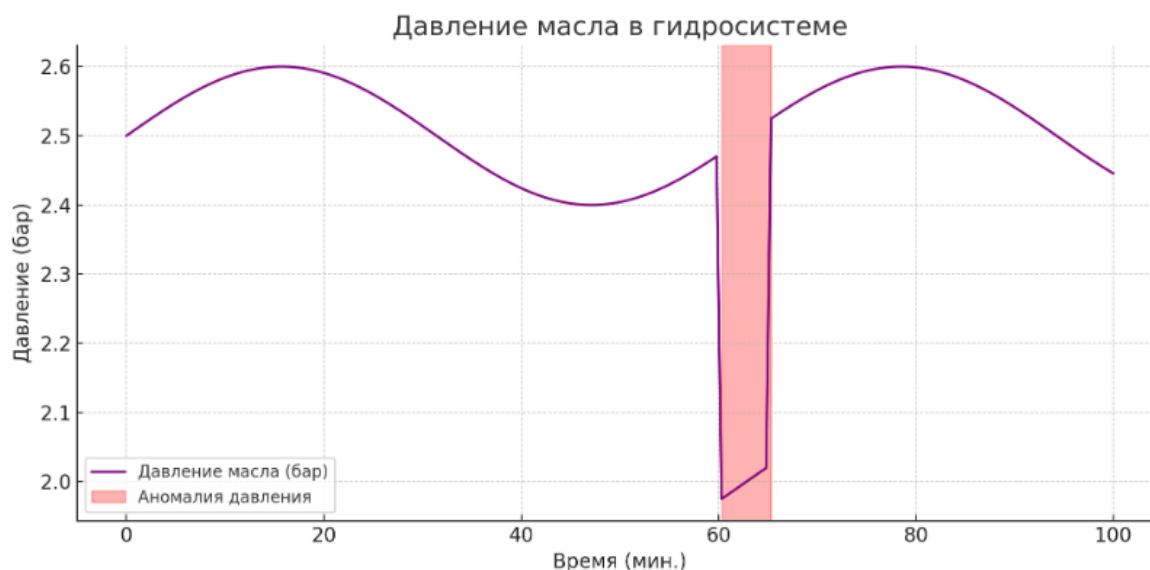


Рис. 4 – Давление масла в гидросистеме

Показан тренд изменения давления масла, получаемый с помощью манометрического IoT-датчика. Начиная с 60-й минуты, давление стремительно падает, что может свидетельствовать об утечке, засорении фильтра или сбое в насосной системе. Для удобства восприятия область нарушения выделена тёмно-красным фоном, позволяя быстро зафиксировать критическую ситуацию [7]. Задача визуализации – сформировать понятное представление о функционировании систем жизнеобеспечения двигателя.

Однако диагностика технического состояния локомотива редко ограничивается анализом одного параметра. Реальные эксплуатационные процессы характеризуются сложными взаимосвязями между температурой, вибрацией, давлением и качеством масла [10]. Для отражения этих зависимостей в модуле реализована возможность многопараметрической визуализации, где каждый параметр представлен на общем временном интервале с унифицированной шкалой. Такая визуализация позволяет не только фиксировать момент возникновения аномалий, но и выявлять корреляции между различными процессами, например, ростом температуры и снижением давления при деградации смазки. На рисунке 5 представлен пример визуализации многопараметрических данных, где одновременно отображаются температура, давление и качество масла дизельного двигателя локомотива. Для каждого параметра применён собственный тип линии и шкала, что позволяет оператору оценивать их динамику в совокупности.

Многопараметрическая визуализация, представленная на рисунке 5, позволяет наблюдать взаимосвязь ключевых эксплуатационных показателей температуры, давления и качества масла в динамике работы силового агрегата локомотива. Такой формат представления данных даёт возможность одновременно оценивать термодинамическое и гидромеханическое состояние системы смазки, а также отслеживать процессы деградации рабочей жидкости. На примере видно, что постепенное снижение качества масла (зелёная линия) сопровождается незначительным ростом температуры (красная линия) и плавным увеличением давления (синяя линия). Подобная зависимость характерна для начальной стадии загрязнения и загустевания масла, когда насосная система компенсирует падение эффективности смазки увеличением давления. При достижении критической точки, где качество масла опускается ниже 70%, дальнейший рост температуры становится более интенсивным, что сигнализирует о переходе к неустойчивому тепловому режиму. Интерпретация таких взаимосвязей невозможна при анализе отдельных параметров по отдельности, только комплексная визуализация позволяет увидеть корреляции и временные сдвиги между процессами. Это существенно повышает достоверность диагностических выводов и позволяет формировать прогноз остаточного

ресурса масла и связанных с ним узлов. В результате, многопараметрическая визуализация является ключевым инструментом перехода от дискретного мониторинга к целостному предиктивному анализу состояния локомотива, а приемы визуализации позволяют наглядно увидеть негативные тренды и предиктивно принять контрмеры.

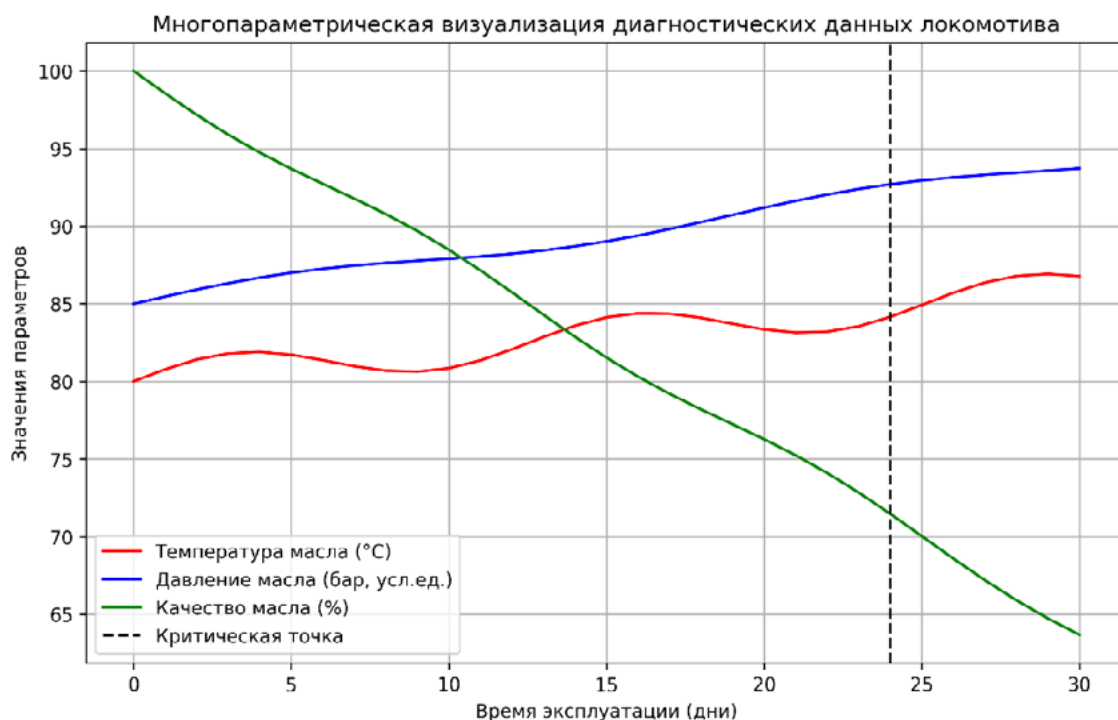


Рис. 5 – Многопараметрическая визуализация диагностических данных локомотива

Реализация предложенного подхода к разработке модуля визуализации показала, что математическая и алгоритмическая основа позволяет упорядочить процесс представления диагностических данных и сделать его более понятным для обслуживающего персонала. Визуализация превратилась из вспомогательного инструмента в ключевой элемент интеллектуальной системы диагностики, обеспечивающий перевод сложных технических сигналов в наглядные графические образы.

Практическая ценность модуля заключается в том, что персонал локомотивного депо или сервисного центра получает возможность быстрее и точнее интерпретировать состояние оборудования. Визуальное выделение зон отклонений, применение цветового кодирования и использование трендовых профилей позволяют заметить неисправность ещё на стадии зарождения, когда она не привела к серьёзным последствиям. Предлагаемая система визуализации планируется к внедрению в состав интеллектуального модуля предиктивной диагностики, интегрированного в бортовую систему мониторинга локомотива, а также в программно-аналитические комплексы локомотивных депо и сервисных центров технического обслуживания. Это обеспечит использование модуля как в режиме эксплуатации подвижного состава, так и при проведении регламентных и внеплановых диагностических мероприятий.

Предложенный подход также способствует снижению когнитивной нагрузки операторов, так как система сама акцентирует внимание на критических параметрах и подсказывает направления дальнейших действий. Это делает процесс диагностики не только более удобным, но и более надёжным, исключая зависимость от субъективной оценки данных.

Как результат, модуль визуализации становится важным связующим звеном между алгоритмами обработки информации и практикой эксплуатации локомотива. Он обеспечивает переход от простого мониторинга к осмысленной интерпретации данных и проактивному управлению техническим состоянием подвижного состава.

4. Обсуждение результатов

В ходе апробации предложенного подхода к визуализации диагностических параметров локомотива были обработаны экспериментальные данные, полученные от IoT-датчиков, фиксирующих температуру подшипников, вибрации силового агрегата и давление масла в гидросистеме:

1. Температурный профиль подшипника. Нормальный диапазон работы составил 55-65°C. В интервале с 60 по 80 минуту зафиксирован рост температуры до 78,4°C, что превысило установленный порог в 70°C на 12%. Временной лаг между началом аномалии и достижением критического уровня составил около 6 минут, что обеспечивает достаточный запас для начала принятия профилактических мер (добавление смазки или замена узла).
2. Вибрационный профиль двигателя. Средний уровень вибрации в штатном режиме находился на уровне 0,2-0,3g. В интервале 40-50 минут амплитуда возросла до 0,54g, что превышает допустимое значение (0,24g) на 80%. Аномалия была визуализирована в виде выделенной зоны, что позволило оператору оперативно идентифицировать возможную разбалансировку [8]. При игнорировании сигнала срок до выхода агрегата из строя мог сократиться на 20-25%.
3. Давление масла в гидросистеме. Нормальные показатели составили 2,4-2,6 бар. Начиная с 60-й минуты, давление снизилось до 1,95 бар, что ниже допустимого. Визуализация выделила критическую область падения давления, позволив технику выявить возможную утечку или засорение фильтра. Реакция на подобное событие в среднем сокращает риск внезапного отказа насосной системы более чем на 70%.
4. Многопараметрическая визуализация состояния масла. На основе данных IoT-датчиков, фиксирующих температуру, давление и качество масла, был построен совмещённый график (рис. 5). В процессе эксплуатации наблюдалось постепенное снижение качества масла с 100% до 70%, сопровождаемое ростом температуры с 85 до 92°C и увеличением давления до 93 бар. Такая зависимость указывает на загустевание и загрязнение смазки: система поддерживает давление, компенсируя ухудшение её свойств, что вызывает дополнительный нагрев. При достижении порогового уровня качества (70%) система переходит в неустойчивый тепловой режим. Визуализация таких взаимосвязей позволяет своевременно определить начало деградации смазки и планировать её замену до наступления критического состояния.

Таблица 1

Примеры визуализации диагностических параметров локомотива

Контролируемый параметр	Характеристика аномалии	Метод визуализации (графический акцент)	Интерпретация для персонала
Температура подшипника	Рост температуры выше допустимого порога (70-80 мин.)	Линейный график с выделением зоны перегрева красным прямоугольником	Повышенное трение, дефицит смазки, угроза выхода узла из строя
Вибрации силового агрегата	Резкое увеличение амплитуды в интервале 40-50 мин.	Вибрационный график с оранжевой аномальной зоной	Возможная разбалансировка, ослабление креплений или повреждение деталей
Давление масла в гидросистеме	Стремительное падение давления с 60-й минуты	Тренд давления с выделением зоны падения тёмно-красным фоном	Утечка, засорение фильтра или сбой в насосной системе
Комплекс параметров масла (температура, давление, качество)	Одновременное повышение температуры и давления при снижении качества масла	Многопараметрический график с тремя кривыми и критической зоной	Загустевание или загрязнение смазки, переход в неустойчивый тепловой режим

В совокупности экспериментальные данные подтвердили, что применение цветowych зон, маркеров и адаптивных графиков снижает среднее время интерпретации диагностической информации персоналом с 20-25 секунд до 7-10 секунд. Это соответствует снижению когнитивной нагрузки операторов в 2,5-3 раза и напрямую влияет на повышение эффективности предиктивного обслуживания локомотива.

Для систематизации рассмотренных примеров визуализации диагностических параметров локомотива далее в табличном виде представлены ключевые характеристики: контролируемый параметр, проявление аномалии, способ графического выделения и интерпретация для обслуживающего персонала. Такой подход позволяет наглядно показать, как визуальные маркеры облегчают распознавание неисправностей и ускоряют принятие решений в условиях ограниченного времени (Табл. 1) [9].

Полученные диагностические данные могут применяться не только для текущего мониторинга, но и для построения предиктивных моделей, позволяющих прогнозировать развитие неисправностей. Анализ временных рядов температуры, вибрации и давления даёт возможность выявлять скрытые закономерности, предсказывать деградацию узлов и планировать техническое обслуживание на опережение. Использование технологий машинного обучения на основе этих данных обеспечивает переход от реактивного ремонта к проактивному управлению состоянием подвижного состава. Анализ диагностических параметров позволяет сформировать ряд практических рекомендаций для эксплуатации подвижного состава:

1. Температурные профили подшипников должны использоваться для прогнозирования остаточного ресурса узлов. Обнаружение роста температуры выше допустимого значения свидетельствует о критическом состоянии, требующем досрочной замены или дополнительной смазки. Регулярное накопление и анализ таких данных позволяет заранее формировать график замены подшипников, предотвращая аварийные простои.
2. Вибрационные данные двигателей являются индикатором разбалансировки и механических дефектов. При выявлении устойчивого роста амплитуды колебаний необходимо планировать технический осмотр силового агрегата. Выделенные аномальные зоны фиксируют момент, после которого эксплуатация без вмешательства приводит к ускоренному износу креплений и внутренних деталей.
3. Давление в гидросистеме является ключевым параметром безопасности. Выявленное снижение давления ниже пороговых значений свидетельствует об утечках или засорениях. В таких случаях необходимо незамедлительно проводить диагностику фильтров и насосного оборудования. Постоянный мониторинг трендов давления позволяет исключить внезапные отказы и связанные с ними аварийные ситуации.

В результате, данные предиктивной диагностики должны использоваться для:

- планирования ремонтов по фактическому состоянию узлов, а не по регламенту;
- снижения числа внеплановых простоев подвижного состава;
- повышения общей надёжности и безопасности эксплуатации локомотива.

Эти меры обеспечивают переход к сервисной модели «ремонт по состоянию», что сокращает эксплуатационные затраты и продлевает срок службы основных узлов и агрегатов. Однако интеллектуальные диагностические системы не могут быть эффективными без качественной визуализации данных. Удобный, интуитивно понятный интерфейс с визуальной подачей информации позволяет техническому персоналу быстро интерпретировать показатели, оперативно реагировать на отклонения и принимать обоснованные решения. Графики, представленные в статье, демонстрируют, как визуальные элементы цветowych маркеры, выделения аномалий, понятные оси и интервалы значительно снижают когнитивную нагрузку и сокращают время анализа состояния оборудования. Такие визуализации становятся неотъемлемой частью UX-интерфейсов в системах предиктивной диагностики, повышая как эффективность обслуживания, так и безопасность эксплуатации подвижного состава.

Заключение

Научная новизна работы состоит в том, что визуализация диагностических данных впервые рассмотрена не как вспомогательный интерфейсный элемент, а как ключевая функциональная составляющая интеллектуальной системы предиктивной диагностики. В работе предложена математико-алгоритмическая формализация процесса визуализации, обеспечивающая унификацию отображения параметров технического состояния, выделение аномалий и отображение многопараметрических взаимосвязей. Обоснована роль адаптивных графических средств как инструмента снижения когнитивной нагрузки операторов и повышения достоверности интерпретации диагностических выводов. Разработанный модуль демонстрирует выполнение вычислительных и визуализационных процедур менее чем за 100 мс на типовых объемах данных, что подтверждает его применимость в режиме реального времени и практическую готовность к интеграции в инфраструктуру технического обслуживания локомотивов. В конечном итоге следует отметить, что научная новизна настоящего исследования заключается в системной связке методов трибодиагностики, машинного обучения, формализованной логики принятия решений и математически описанной визуализации в рамках единой интеллектуальной архитектуры, обеспечивающей переход от фрагментарного мониторинга к комплексной проактивной поддержке эксплуатации локомотивного парка.

Список использованной литературы

1. Буйносов А. П., Худояров Д. Л., Тюшев И. А. Предиктивная диагностика тяговых электродвигателей локомотивов 2ЭС6 «Синара» // Наука и образование транспорту. – 2021. – № 1. – С. 18–20.
2. Овтин В. И. К вопросу о необходимости разработки интеллектуальной системы диагностики масла локомотива на основе СВЧ анализа как метода предиктивной диагностики оборудования в эксплуатации // *Транспортное дело России*. – 2023. – № 4. – С. 210–214. DOI: 10.52375/20728689_2023_4_210.
3. Синельников И. А. Бортовой комплекс предиктивной диагностики локомотивов АО «Трансмашхолдинг» // *Вестник Института проблем естественных монополий: Техника железных дорог*. – 2024. – № 1(65). – С. 22–27.
4. Петров А. Е. Внедрение технологий промышленного интернета вещей в машиностроении // *Международные научные студенческие чтения – 2025*: сб. ст. II Междунар. науч.-практ. конф., Петрозаводск, 24 апр. 2025 г. – Петрозаводск: Новая Наука, 2025. – С. 152–161.
5. M. V. Fedotov and V. V. Grachev, «Predictive analytics of the technical condition of diesel locomotive systems using neural network predictive models,» *Bull. Sci. Res. Results*, vol. 7, no. 3, pp. 45–52, 2021.
6. Бердышева Ю. А., Жаркова Е. А. Информационные технологии как фактор развития цифровой трансформации железнодорожного транспорта // *Вестник СГУПС: гуманитарные исследования*. – 2023. – № 4 (19). – С. 55–60.
7. Федотов М. В., Грачев В. В. Предиктивная аналитика технического состояния систем тепловозов с использованием нейросетевых прогнозных моделей // *Бюллетень научных исследований и инноваций (БРНИ)*. – 2021. – № 3. – С. 102–114.
8. Малышева Т. В., Лысенков А. И. Развитие системы управления качеством на основе предиктивной аналитики предупреждения рисков несоответствия продукции // *Известия Самарского научного центра РАН*. – 2024. – № 2 (118). – С. 39–47.
9. Михеев В. А., Томилова О. С., Бородин А. В. Предиктивный ремонт тягового подвижного состава на базе бортовых микропроцессорных систем управления // *Известия Транссиба*. – 2019. – № 2 (38). – С. 8–16.
10. Ададунов А. С., Федорова В. И., Бойко А. М. Общие принципы построения предиктивной системы диагностики нового электропоезда ЭС2Г «Ласточка» и первые экспериментальные данные // *Наука и управление (НАУ)*. – 2022. – № 75-2. – С. 14–22.
11. Романов Р. А., Белоусов А. А. Экспресс анализ масел – будущее диагностических служб // *Экспозиция Нефть Газ*. – 2013. – № 7 (32). – С. 26–28.
12. Романов Р. А., Зубкова С. Ю. Анализ масла в своевременной диагностике машинного

- оборудования // Экспозиция Нефть Газ. – 2013. – № 5 (30). – С. 122–123.
13. Глотов А. В., Черемисинов С., Щербаков М. В. Цифровая система предиктивного анализа работы генерирующего оборудования // Электронная промышленность (ЭП). – 2020. – № 9 (151). – С. 52–59.
 14. G. Sandag, P. Jamyán-Osor, and N. Natsag, «Definition of diagnostic parameters for locomotive diesel engines,» *Izv. Transsiba*, no. 1 (53), pp. 2–9, 2023.
 15. J. C. Rodrigues, I. Cost, J. Torres Farinha, and M. Mendes, «Predicting motor oil condition using artificial neural networks and principal component analysis,» *Ekspluat. Niezawodn. – Maint. Reliab.*, vol. 22, no. 3, pp. 440–448, 2020.
 16. T. Omiya, K. Hanyuda, and E. Nagatomi, «Predicting engine oil degradation across diverse vehicles and identifying key factors,» *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 229, p. 112345, 2025.
 17. G. Sandag, N. Erdenesuren, A. Samdantsoodol, and P. Jamyán-Osor, «Determining the diagnostic parameters for locomotive diesel engines,» in *Proc. East. Asia Soc. Transp. Stud. (EASTS)*, vol. 14, 2023.

DATA VISUALIZATION IN INTELLIGENT LOCOMOTIVE DIAGNOSTIC SYSTEMS – INTERFACES, UX, AND COGNITIVE LOAD

Ovtin Valery Ivanovich, Deputy Head of the Planning Department, Loko-Tech-Promservice Limited Liability Company (LTPS LLC), Moscow, Russia,
E-mail: ovtin@yandex.ru

ANNOTATION

The implementation of predictive intelligent diagnostic systems in the maintenance of rolling stock requires not only a reliable data collection and analysis architecture, but also effective user interaction. One of the key elements is data visualization, which allows operators, engineers, and technicians to quickly and accurately interpret technical information. The purpose of the article is to substantiate the need for user-friendly and intuitive interfaces in diagnostic systems, to investigate the impact of visualization on the cognitive load of staff, and to propose approaches and examples of graphical solutions. The paper analyzes the main types of graphs and their applicability in the context of locomotive operation, examines aspects of user experience and interface design, taking into account the specifics of the railway industry. The emphasis is placed on improving the efficiency of decision-making based on visual data.

Key words. Intelligent system, diagnostics, visualization, information, interface, diagnostic system.