АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

УДК 681.518.5

Юрий Нургалиевич Кожубаев
ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», кандидат технических наук, доцент Высшей школы управления кибер-физическими системами, Россия, Санкт-Петербург,
e-mail: kozhubaev_yun@spbstu.ru

Арсений Александрович Градецкий
ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», студент Высшей школы управления кибер-физическими системами Института компьютерных наук и кибербезопасности, Россия, Санкт-Петербург, e-mail: gradetskij.aa@edu.spbstu.ru

Кирилл Юрьевич Федоров
ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого», студент Высшей школы управления кибер-физическими системами Института компьютерных наук и кибербезопасности, Россия, Санкт-Петербург, e-mail: fedorov.kyu@edu.spbstu.ru

Комплексный метод обнаружения аномалий для прогнозирования технического обслуживания ленточных конвейеров

Авторское резюме

Состояние вопроса. Ленточные конвейеры являются критически важными транспортными системами в горнодобывающей промышленности, производстве и логистике. Непредвиденные отказы приводят к дорогостоящим простоям и возникновению рисков безопасности. Существующие системы контроля, основанные на традиционных пороговых методах, часто вызывают ложные срабатывания из-за кратковременных технологических помех и не обеспечивают своевременного обнаружения зарождающихся дефектов. В связи с этим актуальной задачей является разработка методов фильтрации и анализа сигналов, устойчивых к переходным шумам. Целью исследования является разработка и обоснование комплексного метода автоматизированного мониторинга на базе мультисенсорной системы и алгоритмов временной обработки данных для раннего обнаружения аномалий и предупреждения аварийных ситуаций.
Материалы и методы. Предложенный метод интегрирует мультисенсорную систему, включающую датчики натяжения, отклонения, перегрузки, провисания и акустические датчики, с централизованным блоком управления. Обработка данных выполняется во временной области с использованием адаптивных пороговых значений, сформированных на основе статистических характеристик сигналов, полученных в период штатной эксплуатации конвейера. Обнаружение аномалий основано на анализе последовательных превышений пороговых значений в заданном временном окне, что позволяет уменьшить влияние случайных помех и кратковременных выбросов.
Результаты. Предложена архитектура мультисенсорной системы мониторинга с дублированием критически важных датчиков. Разработан метод обработки данных во временной области с адаптивными пороговыми значениями, настраиваемыми по архивным данным периодов безаварийной эксплуатации. Теоретически и экспериментально обосновано, что процедура принятия решений по серии последовательных превышений в пределах заданного временного окна обеспечивает отделение аномальных событий от случайных шумов. Продемонстрировано более устойчивое обнаружение смещения ленты, перегрузок и аномальных акустических сигналов по сравнению

© Кожубаев Ю.Н., Градецкий А.А., Федоров К.Ю., 2026
Вестник ИГЭУ, 2026, вып. 5, с. 79–88.

с контролем единичных превышений порога. Метод обеспечивает регистрацию данных в реальном времени и поддерживает прогнозную аналитику посредством интеграции алгоритмов машинного обучения.
Выводы. Совокупность полученных результатов обеспечивает достижение цели исследования – повышение надежности ленточного конвейера и создание научно-методической базы для стратегий технического обслуживания на основе состояния. Практическая ценность предложенного метода заключается в сокращении незапланированных простоев и снижении рисков безопасности на промышленных предприятиях. Дальнейшее развитие исследований в этой области связано с экспериментальной оценкой предложенного метода на действующих производственных объектах, выполнением технико-экономического анализа его применения и последующей интеграцией методов машинного обучения для развития средств прогнозной аналитики.

Ключевые слова: ленточный конвейер, обнаружение аномалий, прогнозируемое техническое обслуживание, мониторинг состояния, промышленный Интернет, временная фильтрация сигналов

Yuriy Nurgalievich Kozhubaev
Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Candidate of Engineering Sciences, (PhD), Associate Professor, Higher School of Cyber-Physical Systems Management, Russia, St. Petersburg, e-mail: kozhubaev_yun@spbstu.ru

Arseniy Aleksandrovich Gradetskiy
Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Student of Higher School of Cyber-Physical Systems Management, Institute of Computer Science and Cybersecurity, Russia, St. Petersburg, e-mail: gradetskij.aa@edu.spbstu.ru

Kirill Yuryevich Fedorov
Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Student of Higher School of Cyber-Physical Systems Management, Institute of Computer Science and Cybersecurity, Russia, St. Petersburg, e-mail: fedorov.kyu@edu.spbstu.ru

Comprehensive anomaly detection method for predictive maintenance of belt conveyors

Abstract

Background. Belt conveyors are critical transport systems in the mining, manufacturing, and logistics industries. Unforeseen failures lead to costly downtime and safety risks. Existing monitoring systems based on traditional threshold methods often trigger false alarms due to transient process disturbances and fail to provide timely anomaly detection. In this regard, the development of signal filtering and analysis methods robust to transient noise is a pressing task. The aim of the study is to develop and substantiate a comprehensive automated monitoring method based on a multisensor system and temporal data processing algorithms for early detection of anomalies and the prevention of emergency situations.
Materials and methods. The proposed method integrates a multi-sensor system comprising tension, misalignment, overload, sag, and acoustic sensors with a centralized control unit. Data processing is performed in the time domain using adaptive threshold values derived from the statistical characteristics of signals obtained during normal conveyor operation. Anomaly detection is based on analyzing consecutive threshold exceedances within a specified time window, which mitigates the impact of random noise and transient spikes.
Results. An architecture for a multisensor monitoring system featuring redundancy for critical sensors has been proposed. A time-domain data processing method utilizing adaptive thresholds has been developed to filter out random noise and sporadic spikes. It has been theoretically and experimentally demonstrated that the decision-making procedure based on a series of consecutive exceedances within a specified time window enables the separation of anomalous events from random noise. It is demonstrated that employing a criterion based on the accumulation of consecutive exceedances ensures more robust detection of belt misalignment, overloads, and anomalous acoustic signals compared to monitoring individual threshold violations. The method enables real-time data recording and supports predictive analytics through the integration of machine learning algorithms.
Conclusions. The results achieved fulfill the research objective: to enhance belt conveyor reliability and establish a foundation for condition-based maintenance strategies. The practical value lies in reducing unplanned downtime and mitigating safety risks at industrial facilities. Future work will focus on experimentally evaluating the proposed method at operational production sites, conducting a cost-benefit analysis of its implementation, and subsequently integrating machine learning techniques to advance predictive analytics capabilities.

Key words: belt conveyor, anomaly detection, predictive maintenance, condition monitoring, Industrial Internet, temporal signal filtering

DOI: 10.17588/2072-2672.2026.5.079-088

Введение. Ленточные конвейеры широко используются для транспортировки сыпучих материалов в таких отраслях, как горнодобывающая промышленность, сельское хозяйство, автомобилестроение и переработка отходов. Их непрерывная работа имеет важное значение для эффективности производства, а любой неожиданный отказ может привести к значительным экономическим потерям и рискам безопасности. Традиционные системы мониторинга основаны на дискретных

датчиках (например, выключателях с тяговым шнуром, детекторах раскачивания ленты), которые реагируют только после возникновения неисправности и часто не способны прогнозировать начинающиеся отказы [1, 2].

Последние достижения в области сенсорных технологий и анализа данных открыли возможность предиктивного технического обслуживания, при котором состояние оборудования оценивается в режиме реального времени, а техническое обслуживание проводится только тогда, когда показатели демонстрируют признаки ухудшения. В ряде патентов и публикаций предложены усовершенствованные схемы мониторинга. Например, в российском патенте RU147927 [3] описывается конвейер с контроллером на основе нечеткой логики, который регулирует приводные и натяжные барабаны на основе измерений натяжения, но его фиксированная база правил ограничивает адаптивность к непредвиденным сценариям. В другом патенте, RU2803670 [4], представлен магнитный сканер для обнаружения обрывов троса на конвейерных лентах, однако система дорога и сложна в установке. Китайские патенты CN117856691 [5] и CN115173770 [6] сосредоточены на усовершенствованном управлении двигателем (надежные наблюдатели, предиктивное управление), но не рассматривают целостный мониторинг состояния механических компонентов конвейера.

Общим недостатком существующих решений является отсутствие интегрированного подхода, который бы объединял различные типы датчиков (механические, акустические, электрические) с интеллектуальными алгоритмами, способными отличать подлинные аномалии от фонового шума. Кроме того, большинству систем не хватает механизмов самокалибровки, адаптирующихся к изменяющимся условиям эксплуатации.

В системах контроля технического состояния традиционно используются пороговые методы: сигнал сравнивается с некоторым фиксированным уровнем и при его превышении формируется аварийное сообщение. Недостаток такого подхода заключается в том, что он одинаково реагирует как на опасное отклонение, так и на случайное, вызванное кратковременной помехой. Повысить помехоустойчивость можно путем введения зоны нечувствительности, однако это увеличивает время обнаружения и может привести к пропуску начальной стадии аварии. В предлагаемом решении вместо мгновенной оценки состояния анализируется поведение параметра в динамике на некотором временном интервале. Смысл такого подхода состоит в следующем: шумовые отклонения не образуют устойчивых серий и не повторяются систематически, а развивающийся дефект проявляется в виде повторяющихся или последовательных отклонений от нормы. Это свойство дает возможность различать случайные помехи и начинающиеся неисправности, не снижая чувствительности системы и не добавляя задержек в работу алгоритма.

Предлагаемый подход не является новым способом обработки сигналов в строгом математическом смысле, а представляет собой применение известных принципов статистического обнаружения к задаче мониторинга ленточных конвейеров. Если случайные помехи приводят преимущественно к одиночным выбросам измеряемого параметра, то развитие неисправности сопровождается устойчивым отклонением сигнала, наблюдаемым в течение некоторого времени. Именно поэтому решение принимается не по факту разового превышения порога, а по совокупности последовательных превышений.

Целью настоящего исследования является разработка комплексного автоматизированного метода мониторинга [7] и управления ленточными конвейерами, который позволяет решить следующие задачи:

- интегрирует множество датчиков (натяжения, отклонения, перегрузки, провисания, акустических) в единую систему сбора данных;
- обрабатывает данные датчиков во временной области, используя адаптивные пороговые значения, полученные на основе истории безотказной работы;
- обнаруживает аномалии путем подсчета превышений пороговых значений за заданный временной интервал или последовательно, тем самым уменьшая количество ложных срабатываний;
- поддерживает непрерывную регистрацию и аварийные оповещения оператора в реальном времени и будущую интеграцию с машинным обучением для прогнозной аналитики.

Методы исследования. Система мониторинга устанавливается на типичном ленточном конвейере, включающем приводной барабан, натяжной барабан, опциональный дополнительный приводной барабан и отклоняющий барабан, и использует следующие датчики (рис. 1):

1. *Датчики натяжения* (аналоговые или цифровые тензодатчики, оптические, ультразвуковые или индуктивные датчики), расположенные в точках набегания и сбегания ленты на каждом приводном барабане. Они измеряют натяжение ленты в горизонтальном, вертикальном, радиальном или тангенциальном направлениях, обеспечивают точное измерение натяжения ленты в критических точках, передавая аналоговые сигналы в блок управления, который обрабатывает полученные данные для оценки распределения нагрузки по всей длине ленты.

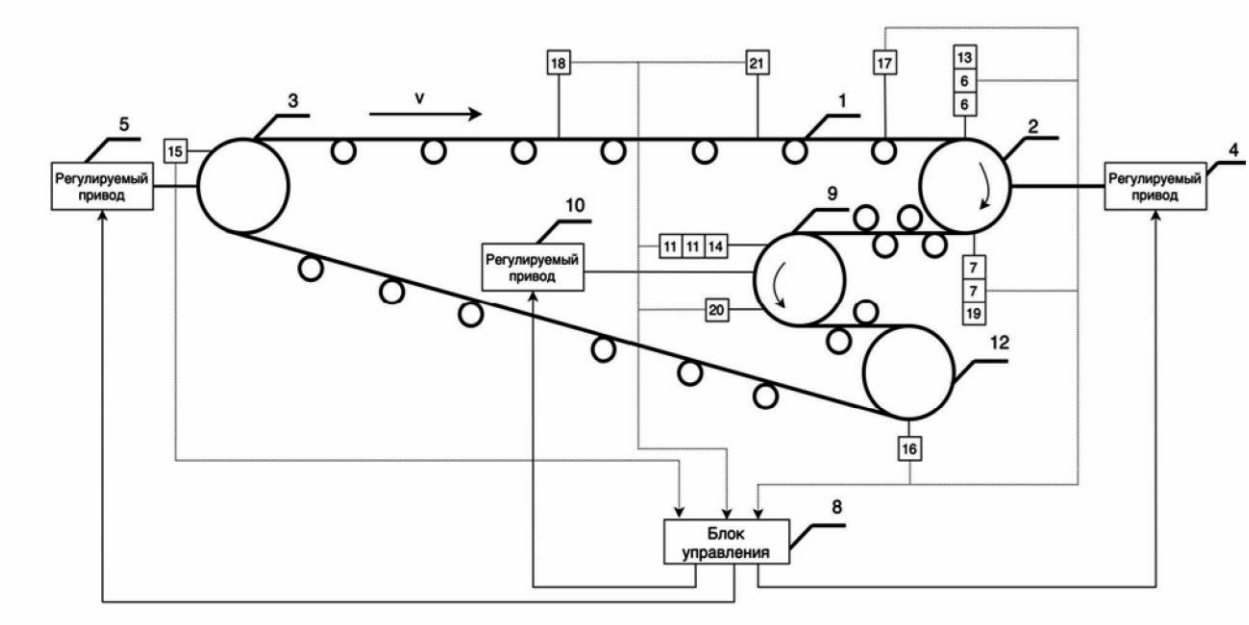


Рис. 1. Схема ленточного конвейера и расположения датчиков

2. *Датчики схода ленты* (электронные, емкостные, индуктивные, оптические датчики), установленные вблизи приводных и натяжных барабанов с возможностью детектирования направления схода ленты в точках сбегания. Они позволяют своевременно выявлять отклонения в движении ленты и предотвращать ее сход. В случае обнаружения отклонений блок управления принимает меры по корректировке работы приводов или активации аварийных сигналов. Дополнительно датчики схода ленты устанавливаются вблизи точки сбегания с натяжного барабана и вблизи точки сбегания с отклоняющего барабана, что позволяет контролировать движение ленты по всей длине конвейера.

3. *Датчики перегрузки* (пьезоэлектрические датчики, аналоговые или цифровые сенсоры перегрузки, оптические сенсоры), установленные над лентой для определения чрезмерной нагрузки материала. Датчик перегрузки обеспечивает защиту системы от потенциальных повреждений, фиксируя превышение допустимой нагрузки на ленте и активируя светозвуковое оповещение для информирования операторов о возникших проблемах.

4. *Датчики провисания* (ультразвуковые датчики, лазерные сенсоры, индуктивные устройства), расположенные между роликоопорами для контроля провисания ленты. Для комплексного анализа провисания ленты большой длины устанавливаются дополнительные датчики провисания на одинаковом расстоянии друг от друга, что позволяет точно отслеживать провисание на всей длине конвейера. Эти датчики передают сигналы в блок управления, который обрабатывает полученные данные для регулирования работы конвейера и предотвращения повреждений системы.

5. *Акустические/вибрационные датчики* (акселерометры, виброметры, микрофоны, пьезоэлектрические датчики), размещаемые рядом с приводными барабанами для регистрации аномальных звуков (например, свистящего звука от трения или иных звуков). Датчики шума настраиваются на высокочастотный сигнал и устанавливаются вблизи приводных барабанов, чтобы зафиксировать спектр шума при возникновении предаварийных или аварийных режимов работы приводных барабанов. Датчики шума могут быть как аналоговыми, так и цифровыми [8].

Критические датчики дублируются в ключевых местах для обеспечения отказоустойчивости. Дублирование датчиков обеспечивается дублированием сенсоров на ключевых позициях и автоматическим переключением на резервный канал при отказе. Все датчики подключены к центральному блоку управления (вычислительному устройству, МРС-контроллеру), который последовательно выполняет сбор, фильтрацию, проверку достоверности и анализ данных в соответствии с заложенным алгоритмом принятия решений [9].

Сбор данных измерений датчиков выполняют следующим образом:

- измеряя натяжение ленты вдоль одного или нескольких направлений (горизонтальное, вертикальное, осевое, радиальное, тангенциальное) с использованием аналоговых или цифровых тензодатчиков, оптических, ультразвуковых и индуктивных сенсоров;
- измеряя момент на приводных барабанах с использованием аналоговых или цифровых датчиков момента, магнитных и оптических сенсоров;
- контролируя сход ленты с использованием электронных, емкостных, индуктивных и

оптических датчиков в горизонтальном или вертикальном направлениях;

• фиксируя перегрузки ленты с помощью пьезоэлектрических датчиков, аналоговых или цифровых сенсоров перегрузки и оптических сенсоров;

• измеряя провисания ленты между роликоопорами с помощью ультразвуковых датчиков, лазерных сенсоров и индуктивных устройств [10];

• осуществляя мониторинг шума и вибраций с использованием акселерометров, виброметров, микрофонов и пьезоэлектрических датчиков [11].

Сигналы датчиков дискретизируются с соответствующей частотой и преобразуются в цифровую форму. При выборе датчиков учитывались условия их размещения на конвейере: все применяемые устройства имеют пылевлагозащитное исполнение не ниже IP65, а для оптических и лазерных сенсоров (датчики перегрузки и провисания) предусмотрена защита линз от оседания пыли. В случае сильных электромагнитных помех, характерных для частотно-регулируемых приводов, аналоговая передача сигналов заменена на цифровые интерфейсы с экранированными линиями связи.

Для уменьшения влияния акустических помех на показания шумовых датчиков применяется фильтр высоких частот, который подавляет сигналы ниже заданного уровня среза. Это позволяет отсечь низкочастотные вибрации, не связанные с работой приводных барабанов, и выделить высокочастотную составляющую, характерную для предаварийных режимов.

Встроенный контроль достоверности данных выполняется путем сравнения показаний взаимосвязанных датчиков. Если в течение заданного интервала времени сигналы с разных сенсоров, отражающих близкие по физическому смыслу параметры, изменяются разнонаправленно, система маркирует такие данные как недостоверные и при выработке управляющих решений опирается на резервные каналы либо на предшествующие достоверные значения. Это позволяет отличить сбой отдельного датчика от реального изменения состояния оборудования.

Дополнительным фактором повышения достоверности является использование нескольких независимых источников информации. В производственных условиях показания отдельных датчиков могут изменяться под воздействием запыленности, вибраций, повышенной влажности или электромагнитных помех. В этом случае окончательное решение принимается только после сопоставления информации, поступающей по нескольким измерительным каналам, что позволяет снизить вероятность ошибочной диагностики.

Данные снабжены временными метками и хранятся в памяти вычислительного устройства. Связь между датчиками и блоком управления может осуществляться по проводным или беспроводным каналам. Передача данных на МРС-регулятор может быть осуществлена как проводным (подключение по кабелю Ethernet), так и беспроводным способом (Profibus, Profinet, OPC UA или иного протокола промышленного интернета). Передача аварийного сигнала оператору осуществляется на внешние устройства (ППК, серверы), а также на звуковые и световые оповещатели. Взаимодействие с внешними системами управления реализуется через стандартные промышленные протоколы (OPC UA, MQTT) и API с использованием проводных (RS-485, Ethernet) или беспроводных (Wi-Fi, Bluetooth) каналов связи с последующим логированием данных в формате CSV и базах данных [12].

В предлагаемой архитектуре принцип надежности пересмотрен за счет введения функциональной избыточности, которая реализована на двух уровнях. Первый уровень – аппаратное дублирование критических датчиков, второй уровень – информационная избыточность, при которой контролируемые параметры имеют перекрывающиеся физические смыслы. Например, увеличение шума в районе приводного барабана и одновременное возрастание натяжения ленты с высокой вероятностью указывают на одну и ту же развивающуюся проблему – повышенное трение или заклинивание. Если один из этих датчиков выходит из строя, второй продолжает фиксировать косвенные признаки неисправности, позволяя системе сохранить диагностическую функцию.

Кроме того, в структуру управления заложен режим деградационного функционирования. При отказе одного или двух малозначимых датчиков общая логика работы не блокируется, а переключается на упрощенный контроль по оставшимся каналам. Аварийная остановка конвейера происходит только при подтверждении аномалии несколькими независимыми сенсорами либо при отказе датчиков, отвечающих за критически важные параметры, непосредственно влияющие на безопасность.

Таким образом, в системе реализован принцип отказоустойчивости с сохранением функциональности, при котором потеря отдельных измерительных каналов не приводит к полной потере управляемости и не увеличивает риск аварийной ситуации. Напротив, наличие нескольких перекрывающихся источников информации повышает достоверность принимаемых решений по сравнению с системами, использующими единичные датчики.

С точки зрения теории надежности предложенная структура относится к системам с функциональным резервированием. В подобных системах работоспособность диагностической функции определяется не состоянием отдель-

ного измерительного канала, а сохранением достаточного объема информации, необходимого для принятия диагностического решения.

Предлагаемый алгоритм построен как многоступенчатая процедура, в которой решение о наличии аномалии принимается с учетом временной структуры сигнала, в отличие от стандартных схем, где порог срабатывает однократно и задействует правило накопления: отклонение считается подтвержденным только при многократном или последовательном превышении порогового уровня в течение определенного интервала.

В настоящем исследовании под интеллектуальной обработкой данных понимается автоматизированная обработка измерительной информации, включающая фильтрацию сигналов, сравнение с эталонными значениями, анализ временной структуры отклонений и объединение диагностических признаков, полученных от различных типов датчиков. Формирование диагностического заключения осуществляется без непосредственного участия оператора на основе заранее заданных правил принятия решений.

Архитектура автоматизированной системы принятия решений включает пять функциональных уровней (рис. 2): сбор измерительной информации; агрегирование данных; предварительная обработка данных; обнаружение аномалий; формирование управляющих воздействий. Такое разделение обеспечивает последовательную обработку информации и позволяет локализовать возможные ошибки на каждом этапе анализа.

Теоретическим основанием для правила фиксации аномалии по серии последовательных превышений служит различие в статистических свойствах шума и сигнала неисправности. Шумовые составляющие в измерениях имеют случайный, некоррелированный характер, что означает, что их выбросы распределены во времени хаотично и редко следуют друг за другом. Изменение параметра при появлении дефекта носит направленный характер и сохраняется на нескольких последовательных отсчетах.

Вычислительная процедура обнаружения аномалий включает в себя четыре последовательных этапа:

1. *Определение базовых (эталонных) значений*. В течение начального периода обучения система записывает средние и пиковые значения каждого параметра в нормальных условиях. Эталонное значение рассчитывают на основе исторических данных бесперебойной безаварийной работы ленточного конвейера и среднего или пиковых значений параметров. Для определения допустимого диапазона изменения контролируемого параметра адаптивное пороговое значение может быть рассчитано по выражению

$$T_i = \mu_i + k\sigma_i ,$$

где T_i – пороговое значение для i-го контролируемого параметра; μ_i – среднее значение параметра, определенное по данным безаварийной эксплуатации; σ_i – среднеквадратическое отклонение; k – коэффициент чувствительности, выбираемый в зависимости от условий эксплуатации.

Такой способ задания порога позволяет учитывать естественный разброс измерений и снижает вероятность ложных срабатываний при сохранении чувствительности алгоритма.

Величина отклонения определяется как разность между текущим и эталонным значениями контролируемого параметра:

$$\Delta_i = x_i - \mu_i ,$$

где x_i – текущее значение параметра; μ_i – соответствующее эталонное значение.

Эти базовые значения сохраняются и могут быть скорректированы вручную оператором или автоматически перекалиброваны при изменении условий эксплуатации (например, другой тип материала, скорость ленты). Калибровка эталонов производится при изменении условий работы или вручную через интерфейс оператора.

2. *Установка пороговых значений и правил подсчета.* Определяются отклонения контролируемых параметров путем сравнения агрегированных значений с эталонными значениями при помощи фиксации аномального состояния при превышении порогового значения заданное количество раз в течение интервала времени или заданное количество раз подряд. Такой подход согласуется с известными результатами теории вероятностей: вероятность того, что случайный процесс сгенерирует серию из нескольких последовательных выбросов за пороговый уровень, уменьшается экспоненциально с ростом длины серии. Иными словами, единичный всплеск с высокой вероятностью является помехой, тогда как серия всплесков указывает на изменение физического состояния объекта контроля. Такой подход позволяет исключить ложные срабатывания, вызванные случайными выбросами или кратковременными помехами [13].

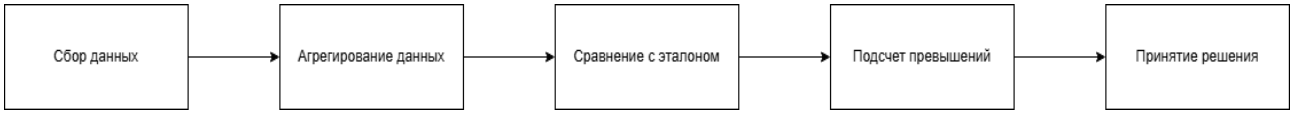


Рис. 2. Алгоритм обнаружения аномалий

3. *Непрерывный мониторинг*. Обработку данных измерений, полученных с мультисенсорной системы датчиков, выполняют во временном представлении таким образом, что определяют отклонения путем сравнения агрегированных значений с эталонными значениями. В частности, могут определяться отклонения редуктора, приводного барабана, конвейерной ленты. Обработку данных во временном представлении в течение интервала времени осуществляют путем обработки данных с использованием весовых коэффициентов, аналитических методов или искусственных нейронных сетей.

4. *Адаптация*. Осуществляется адаптация алгоритмов анализа с помощью машинного обучения [14, 15] или через обновление программного обеспечения, при этом адаптация происходит с учетом полученных отклонений. В частности, адаптация алгоритмов анализа с учетом изменений нагрузки может быть осуществлена посредством алгоритмов предиктивного управления в MPC-регуляторе, а также с помощью машинного обучения или через обновление программного обеспечения [16].

Результаты обработки данных с мультисенсорной системы фиксируются в памяти вычислительного устройства. К ним относятся данные о выявленных отклонениях: результаты вычислений по натяжению ленты, крутящему моменту, нагрузке на электроприводы, провисанию ленты и уровню акустического шума, а также сигналы управления модуляцией инвертора [17].

По результатам обработки данных с помощью вычислительного устройства формируют управляющий сигнал, передаваемый далее на электропривод приводного барабана конвейера, электропривод натяжного барабана конвейера, электропривод отклоняющего барабана конвейера.

При обнаружении признаков неисправности, например увеличения частоты шума или изменения спектра звука, блок управления автоматически снижает скорость вращения электропривода. Это позволяет уменьшить механическую нагрузку на систему и предотвратить развитие поломки. Дополнительно активируется светозвуковое оповещение для предупреждения оператора [18].

Результаты исследования. Предлагаемая система мониторинга и управления ленточным конвейером обеспечивает комплексный подход к контролю состояния оборудования, что способствует повышению его надежности и снижению затрат на обслуживание. Интеграция различных типов датчиков и современных технологий анализа данных создает условия для безопасной и эффективной работы ленточного конвейера в различных отраслях промышленности.

При эксплуатации ленточного конвейера могут возникать неисправности промышленного оборудования, которые могут привести к снижению эффективности или даже к простоям. Для решения этой проблемы предлагается применение способа автоматизированного мониторинга и управления ленточным конвейером, включающего сбор, хранение и мониторинг состояния отдельных элементов конвейера на основе предиктивной аналитики.

На конвейере устанавливаются датчики схода ленты вблизи приводных барабанов с возможностью детектирования направления схода ленты в точках сбегания. Сигналы, поступающие с этих датчиков, отправляются в блок управления, который анализирует положение ленты. В случае выхода ленты за пределы допустимого положения блок управления принимает решение о корректировке работы приводов или активации аварийных сигналов. Дополнительно установленные датчики схода ленты вблизи точки сбегания с натяжного барабана и вблизи точки сбегания с отклоняющего барабана позволяют контролировать движение ленты по всей длине конвейера.

При возникновении на конвейерной ленте препятствия или постороннего предмета срабатывает датчик наличия перегрузки ленты, который установлен вблизи приводного барабана на небольшой высоте от ленты. Датчик перегрузки выдает цифровой сигнал в блок управления, который в свою очередь активирует светозвуковое оборудование, предупреждая операторов о наличии проблемы на конвейере. В случае обнаружения перегрузки блок управления снижает скорость вращения приводов или останавливает систему для предотвращения повреждений.

Для контроля провисания ленты устанавливается датчик провисания ленты, расположенный между верхними роликоопорами. Этот датчик может быть аналоговым или цифровым. Сигнал от датчика провисания передается в блок управления, где он анализируется. В случае превышения допустимого уровня провисания блок управления направляет сигнал на регулировку скорости приводов или на активацию аварийной сигнализации.

Для детектирования свистящего звука от трения или иных звуков установлены датчики шума, которые настроены на высокочастотный сигнал. Эти датчики устанавливаются вблизи приводных барабанов, чтобы зафиксировать спектр шума при возникновении предаварийных или аварийных режимов работы приводных барабанов. Датчики шума подключаются к блоку управления, который обрабатывает поступающие данные.

Для уменьшения влияния посторонних шумов применяются фильтры для шумоподавления. Одним из таких решений является внедрение фильтра высоких частот (ФВЧ), который используется в комбинации с датчиками шума. ФВЧ фильтрует сигналы с частотой ниже заданного

уровня среза, что позволяет подавить низкочастотные помехи и улучшить точность измерений.

Датчики шума передают сигналы в блок управления, где их данные анализируются для обнаружения аномальных звуков, характерных для возникновения неисправностей, таких как перегрузка приводных барабанов или износ элементов конвейера. При обнаружении признаков неисправности, например увеличения частоты шума или изменения спектра звука, блок управления автоматически снижает скорость вращения электропривода. Это позволяет уменьшить механическую нагрузку на систему и предотвратить развитие поломки. Дополнительно активируется светозвуковое оповещение для предупреждения оператора. Такое управление оборотами электропривода минимизирует риск повреждения приводных барабанов и сохраняет работоспособность конвейера.

Результаты демонстрируют, что предложенный многосенсорный метод с временной фильтрацией на основе подсчета превышений порога эффективно обнаруживает различные неисправности конвейера, отклоняя при этом транзиентные шумы. Это является значительным улучшением по сравнению с традиционными пороговыми системами, которые срабатывают на любое единичное превышение, что приводит к частым ложным тревогам.

По сравнению с контроллером нечеткой логики (патент RU147927), предложенный подход не полагается на фиксированную базу правил; вместо этого он изучает нормальное поведение и адаптирует пороговые значения с течением времени. В отличие от магнитного сканера (патент RU2803670), предложенная система использует недорогие, широкодоступные датчики и может быть модернизирована на существующих конвейерах с минимальными изменениями.

Способность коррелировать данные от нескольких типов датчиков (например, одновременное увеличение натяжения и акустической эмиссии) может еще больше повысить точность диагностики. Важно отметить, что использование нескольких типов датчиков не только преследует цель повышения информативности, но и выполняет резервирующую функцию. В условиях реальной эксплуатации отказ отдельного сенсора не является критическим событием, поскольку его диагностическая роль частично компенсируется данными с других каналов, измеряющих взаимосвязанные параметры. Такое построение системы в конечном счете повышает отказоустойчивость АСУ ТП по сравнению с системами, где утрата единственного датчика приводит к полной потере контроля над соответствующим параметром. Внедрение предиктивной аналитики в систему мониторинга позволяет не только фиксировать текущие параметры работы конвейера, но и предсказывать возможные неисправности на основе анализа собранных данных. Это значительно повышает эффективность эксплуатации оборудования и безопасность производственного процесса.

Вопрос экономической оправданности предлагаемого решения также требует внимания. Увеличение капитальных затрат на мультисенсорную систему должно оцениваться с учетом сокращения потерь от аварийных простоев. По оценкам, стоимость одного часа внеплановой остановки конвейера средней длины в горнодобывающей отрасли сопоставима с затратами на оснащение системы всеми перечисленными датчиками. Следовательно, предотвращение даже одного серьезного инцидента в год делает предлагаемое решение экономически оправданным. При этом количественная оценка окупаемости требует учета конкретных условий эксплуатации и может быть выполнена на этапе проектирования системы для каждого предприятия индивидуально.

Выводы. Представленный новый автоматизированный метод мониторинга и управления ленточными конвейерами интегрирует разнообразный набор датчиков (натяжения, схода, перегрузки, провисания, акустических) и применяет надежный алгоритм обнаружения аномалий во временной области, основанный на адаптивных пороговых значениях и подсчете количества превышений.

К основным научным результатам проведенного исследования можно отнести следующее:

1. Разработана архитектура многосенсорной системы мониторинга ленточного конвейера, в которой отказоустойчивость обеспечивается не только аппаратным дублированием критических датчиков, но и информационной избыточностью – перекрытием диагностических функций между датчиками разных типов. Такой подход позволяет сохранять работоспособность системы при выходе из строя отдельных измерительных каналов.

2. Предложен метод обработки данных во временном представлении, при котором отклонения определяются путем сравнения агрегированных значений с эталонными значениями и фиксации превышения порогового значения заданное количество раз в течение интервала времени или подряд, что позволяет отфильтровывать случайные помехи.

3. Установлено, что эталонные значения должны рассчитываться на основе исторических данных бесперебойной работы с возможностью калибровки при изменении условий эксплуатации.

4. Показана возможность адаптации алгоритмов анализа с использованием машинного обучения или обновления программного обеспечения на основе накопленных данных об отклонениях.

Теоретическая значимость исследований состоит в обосновании перехода от точечных пороговых решений к критериям накопления

применительно к задачам мониторинга ленточных конвейеров. Показано, что такой подход позволяет разделить случайные отклонения сигнала и систематические отклонения, связанные с развитием неисправностей, без потери быстродействия и без снижения чувствительности измерительных каналов.

Разработанный метод соответствует поставленным задачам: интеграция разнородных датчиков; обработка данных во временной области с адаптивными порогами; обнаружение аномалий с фильтрацией ложных срабатываний; поддержка прогнозной аналитики. Предложенный подход повышает надежность ленточного конвейера, сокращает незапланированные простои и создает основу для стратегий предиктивного обслуживания.

Полученные результаты следует рассматривать как основу для дальнейшей экспериментальной проверки предложенной архитектуры. В последующих исследованиях предполагается выполнить количественную оценку надежности системы, определить экономическую эффективность ее внедрения и провести опытную эксплуатацию на действующих ленточных конвейерах.

Список литературы

1. **Blazej R., Jurdziak L., Kozłowski T.** Conveyor belt condition evaluation via non-destructive testing techniques // Measurement. – 2024. – Vol. 215. – P. 112856. DOI: 10.1016/j.measurement.2024.112856.
2. **Li H., Zhao W., Zhang Y.** LSTM-based fault detection in industrial systems // Sensors. – 2021. – Vol. 21, No. 5. – P. 1789. DOI: 10.3390/s21051789.
3. **Пат.** на полезную модель № 147927 U1 Российская Федерация, МПК B65G 23/44 (2006/01). Ленточный конвейер: № 2014124594: заявл. 17.06.2014: опубл. 20.11.2014 / И.М. Семёнов, Ю.Н. Кожубаев; Бюл. № 32.
4. **Пат.** № 2803670 Российская Федерация. Способ и система сканирования состояния тросовой транспортерной ленты ленточного конвейера. – 2023.
5. **Пат.** № 117856691 Китай. Способ оптимального управления с использованием робастного наблюдателя нагрузки. – 2024.
6. **Пат.** № 115173770 Китай. Система предиктивного управления синхронной машиной с PID-регулятором. – 2022.
7. **Anusha P.V.S., Peravali S., Koti Reddy D.V.R.** Digital transformation technologies for conveyor belts predictive maintenance: a review // Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. – 2024. – Vol. 36, No. 1. – P. 639–646. DOI: 10.11591/ijeecs.v36.i1.pp639-646.
8. **Галкин В.И., Дмитриев В.Г.** Современные методы диагностики ленточных конвейеров // Горное оборудование и электромеханика. – 2022. – № 3. – С. 24–31.
9. **Unsupervised** multimodal fusion of in-process sensor data for advanced manufacturing process monitoring / M. McKinney, A. Garland, D. Cillessen, J. Adamczyk // Journal of Manufacturing Systems. – 2025. – Vol. 78. – P. 271–282. DOI: 10.1016/j.jmsy.2024.12.003.
10. **Acoustic** emission method for conveyor belt damage detection / T. Kozłowski, J. Wodecki, R. Zimroz, et al. // Measurement. – 2023. – Vol. 206. – P. 112256. DOI: 10.1016/j.measurement.2023.112256.
11. **Vibration-based** diagnostics of conveyor belt damage / P. Dąbek, J. Wodecki, R. Zimroz, A. Wyłomańska // Mechanical Systems and Signal Processing. – 2022. – Vol. 168. – P. 108677. DOI: 10.1016/j.ymssp.2022.108677.
12. **Zhang L., Zhu Y., Liu X.** Digital twin-based smart manufacturing: challenges and opportunities // International Journal of Production Research. – 2021. – Vol. 59, No. 17. – P. 5290–5303. DOI: 10.1080/00207543.2021.1927224.
13. **A deployable** IIoT framework for condition-based maintenance: case study on LSTM RUL prediction / S. Pani, B.K. Pattanayak, B.K. Gupta, A.K. Habboush // Tikrit Journal of Engineering Sciences. – 2025. – Vol. 32, No. 3. – P. 2706. DOI: 10.25130/tjes.32.3.6.
14. **Zhang K., Jiang T.** Deep learning for time-series prediction in IIoT: progress, challenges, and prospects // IEEE Internet of Things Journal. – 2023. – Vol. 9, No. 5. – P. 3456–3467. DOI: 10.1109/JIOT.2022.3215678.
15. **A systematic** literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance / T.P. Carvalho, F.A.A.M.N. Soares, R. Vita, et al. // Computers & Industrial Engineering. – 2019. – Vol. 137. – P. 106024. DOI: 10.1016/j.cie.2019.106024.
16. **Hybrid-sequence** self-learning model: unsupervised anomaly detection and localization in multivariate time series / Y. Wang, M. Xu, H. Liu, J. Zhang // Advanced Engineering Informatics. – 2026. – Vol. 78. – Article 102989. DOI: 10.1016/j.aei.2026.102989.
17. **Machine** learning for predictive maintenance: a multiple classifier approach / G.A. Susto, A. Schirru, S. Pampuri, et al. // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2015. – Vol. 11, No. 3. – P. 812–820. DOI: 10.1109/TII.2014.2349359.
18. **Deep** learning in the industrial Internet of things: potentials, challenges, and emerging applications / M. Chen, Y. Ma, Y. Li, W. Zhang // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2023. – Vol. 16, No. 12. – P. 7425–7434. DOI: 10.1109/TII.2023.3289123.

References

1. Blazej, R., Jurdziak, L., Kozłowski, T. Conveyor belt condition evaluation via non-destructive testing techniques. *Measurement*, 2024, vol. 215, p. 112856. DOI: 10.1016/j.measurement.2024.112856.
2. Li, H., Zhao, W., Zhang, Y. LSTM-based fault detection in industrial systems. *Sensors*, 2021, vol. 21, no. 5, p. 1789. DOI: 10.3390/s21051789.
3. Semenov, I.M., Kozhubaev, Yu.N. *Lentochnyy konveer* [Belt conveyor]. Patent RF, no. 147927, 2014.
4. Pridorozhnyy, A.G. *Sposob i sistema skanirovaniya sostoyaniya trosovoy transportnoy lenty lentochnogo konveera* [Method and system for scanning the condition of a steel-cord conveyor belt of a belt conveyor]. Patent RF, no. 2803670, 2023.
5. *Sposob optimal'nogo upravleniya s ispol'zovaniem robastnogo nablyudatelya nagruzki* [Optimal control method using a robust load observer]. Patent CN, no. 117856691, 2024.
6. *Sistema prediktivnogo upravleniya sinkhronnoy mashinoy s PID-regulyatorom* [Predictive control system for a synchronous machine with a PID controller]. Patent CN, no. 115173770, 2022.
7. Anusha, P.V.S., Peravali, S., Koti Reddy, D.V.R. Digital transformation technologies for conveyor belts

predictive maintenance: a review. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 2024, vol. 36, no. 1, pp. 639–646. DOI: 10.11591/ijeecs.v36.i1.pp639-646.

8. Galkin, V.I., Dmitriev, V.G. Sovremennye metody diagnostiki lentochnykh konveerov [Modern methods of diagnostics of belt conveyors]. *Gornoe oborudovanie i elektromekhanika*, 2022, no. 3, pp. 24–31.

9. McKinney, M., Garland, A., Cillessen, D., Adamczyk, J. Unsupervised multimodal fusion of in-process sensor data for advanced manufacturing process monitoring. *Journal of Manufacturing Systems*, 2025, vol. 78, pp. 271–282. DOI: 10.1016/j.jmsy.2024.12.003.

10. Kozłowski, T., Wodecki, J., Zimroz, R., Błażej, R., Hardygóra, M. Acoustic emission method for conveyor belt damage detection. *Measurement*, 2023, vol. 206, p. 112256. DOI: 10.1016/j.measurement.2023.112256.

11. Dąbek, P., Wodecki, J., Zimroz, R., Wyłomańska, A. Vibration-based diagnostics of conveyor belt damage. *Mechanical Systems and Signal Processing,* 2022, vol. 168, p. 108677. DOI: 10.1016/j.ymssp.2022.108677.

12. Zhang, L., Zhu, Y., Liu, X. Digital twin-based smart manufacturing: challenges and opportunities. *International Journal of Production Research*, 2021, vol. 59, no. 17, pp. 5290–5303. DOI: 10.1080/00207543.2021.1927224.

13. Pani, S., Pattanayak, B.K., Gupta, B.K., Habboush, A.K. A deployable IIoT framework for condition-based maintenance: case study on LSTM RUL prediction. *Tikrit Journal of Engineering Sciences*, 2025, vol. 32, no. 3, p. 2706. DOI: 10.25130/tjes.32.3.6.

14. Zhang, K., Jiang, T. Deep learning for time-series prediction in IIoT: progress, challenges, and prospects. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, vol. 9, no. 5, pp. 3456–3467. DOI: 10.1109/JIOT.2022.3215678.

15. Carvalho, T.P., Soares, F.A.A.M.N., Vita, R., Francisco, R.P., Basto, J.P., Alcalá, S.G.S. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance. *Computers & Industrial Engineering*, 2019, vol. 137, p. 106024. DOI: 10.1016/j.cie.2019.106024.

16. Wang, Y., Xu, M., Liu, H., Zhang, J. Hybrid-sequence self-learning model: unsupervised anomaly detection and localization in multivariate time series. *Advanced Engineering Informatics*, 2026, vol. 78, article 102989. DOI: 10.1016/j.aei.2026.102989.

17. Susto, G.A., Schirru, A., Pampuri, S., McLoone, S., Beghi, A. Machine learning for predictive maintenance: a multiple classifier approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2015, vol. 11, no. 3, pp. 812–820. DOI: 10.1109/TII.2014.2349359.

18. Chen, M., Ma, Y., Li, Y., Zhang, W. Deep learning in the industrial Internet of things: potentials, challenges, and emerging applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, vol. 16, no. 12, pp. 7425–7434. DOI: 10.1109/TII.2023.3289123.