

Новиков Тимофей Александрович, магистрант кафедры «Компьютерные системы и сети» (ИУ6), Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана, г. Москва

Сотников Алексей Александрович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Компьютерные системы и сети» (ИУ6), Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана, г. Москва

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ПРОЦЕССНОГО АУДИТА НА ОСНОВЕ ИНФРАСТРУКТУРЫ ЛОКАЛЬНОГО ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ

Аннотация

В статье рассматривается проблема перехода от пассивного мониторинга производственных процессов к интеллектуальному аудиту на основе инфраструктуры локального позиционирования. Обосновывается семантический разрыв между низкоуровневыми координатными данными и потребностями управления бизнес-процессами. Предлагается концепция гибридной интеллектуальной системы, объединяющей символичный искусственный интеллект, машинное обучение и нечёткую логику. Описывается трёхуровневая архитектура, включающая синтез контекста, гибридное аналитическое ядро и систему действий. Анализируются источники данных и принципы их синтеза для формирования целостной цифровой модели производственной активности. Рассматриваются потенциальные направления практической реализации и качественные преимущества предложенного подхода.

Annotation

The article considers the problem of transition from passive monitoring of production processes to intelligent audit based on local positioning infrastructure. The semantic gap between low-level coordinate data and business process management needs is

substantiated. A concept of a hybrid intelligent system combining symbolic artificial intelligence, machine learning and fuzzy logic is proposed. A three-level architecture is described, including context synthesis, a hybrid analytical core and an action system. Data sources and principles of their synthesis for forming a holistic digital model of production activity are analyzed. Potential directions for practical implementation and qualitative advantages of the proposed approach are considered.

Ключевые слова: локальное позиционирование, гибридный интеллект, процессный аудит, промышленная безопасность, машинное обучение, нечёткая логика.

Keywords: local positioning, hybrid intelligence, process audit, industrial safety, machine learning, fuzzy logic.

ВВЕДЕНИЕ

Современные промышленные предприятия сталкиваются с разрывом между формально предписанными и реально осуществляемыми бизнес-процессами. Традиционные методы управления, основанные на статических регламентах, не позволяют своевременно выявлять скрытые простои и операционные риски. Системы локального позиционирования частично решают эту проблему, формируя цифровой след перемещений персонала и оборудования, однако потоки координатных данных сами по себе лишены смысловой нагрузки и не отвечают на содержательные управленческие вопросы.

Перспективным направлением является наложение интеллектуального аналитического слоя на инфраструктуру позиционирования. Цель данной работы — концептуальная проработка архитектуры гибридной интеллектуальной системы процессного аудита, объединяющей символьный искусственный интеллект, машинное обучение и нечёткую логику. В статье последовательно рассматриваются проблемное поле, источники данных и принципы их синтеза, а также трёхуровневая архитектура системы.

Анализ проблемного поля: необходимость перехода от мониторинга к процессному интеллекту

Современное промышленное предприятие представляет собой сложную киберфизическую систему, в которой непрерывно взаимодействуют технологические процессы, материальные потоки, человеческие ресурсы и информационные среды. Управление такой системой традиционно базируется на иерархической структуре регламентов, технологических карт и должностных инструкций, которые формируют формальную модель функционирования – модель «как должно быть». Однако на операционном уровне эта модель неизбежно сталкивается с динамичной и зачастую неформализуемой реальностью. Факторы человеческой адаптации, непредвиденные технологические сбои, импровизированные решения для устранения текущих проблем приводят к возникновению значительного разрыва между предписанными процессами и реальной практикой – моделью «как есть на самом деле». Этот разрыв является источником скрытых потерь, неоптимального использования ресурсов и латентных операционных рисков.

Для фиксации операционной деятельности в течение последних лет активно внедряются системы локального позиционирования (ЛПС) на базе технологий UWB, BLE или RFID [1]. Эти системы решают фундаментальную задачу цифровой трансформации: они переводят физическое перемещение объектов в пространстве цеха в поток структурированных координатных данных. Тем самым создается объективный, непрерывный и измеримый цифровой след деятельности. Однако с точки зрения управления принципиальной проблемой остается семантический разрыв между низкоуровневыми данными и бизнес-контекстом. Информация вида «объект с ID-123 находится в координатах (X, Y)» или «Иванов находится в зоне А» отвечает лишь на вопрос «ГДЕ?», оставляя без ответа качественные управленческие вопросы: «ЧТО происходит?», «ПОЧЕМУ это происходит?» и «КАКОВЫ последствия?».

Следует ли сотрудник утвержденному технологическому маршруту или отклонился от него по уважительной причине? Является ли его длительное нахождение в определенной зоне признаком продуктивной работы, возникшей проблемы или нарушения правил безопасности? Эффективно ли синхронизированы потоки персонала и оборудования, или их пересечение создает «узкие места» и простои? На эти вопросы не может ответить даже самая точная система позиционирования, поскольку для этого требуется интерпретация данных сквозь призму знаний о бизнес-процессах, нормах безопасности, штатных расписаниях и целях производства.

Таким образом, ключевой вызов современного производственного менеджмента заключается не в недостатке данных, а в дефиците процессного интеллекта – способности автоматически анализировать операционные потоки, выявлять их соответствие или отклонение от целевых моделей, оценивать риски и извлекать инсайты для оптимизации. Существующие подходы, такие как ручной анализ логов или простые геозональные оповещения, не масштабируются на уровень всего предприятия и носят реактивный, а не проактивный характер. Требуется принципиально новая архитектура, способная преодолеть семантический разрыв, превратив пассивный поток координат в активную систему понимания и управления производственными процессами в реальном времени. Решением данной проблемы является построение гибридной интеллектуальной системы, накладывающей когнитивный слой анализа на инфраструктуру пространственного мониторинга [6].

Концепция гибридного процессного интеллекта: от данных к решениям

Для преодоления обозначенного семантического разрыва между низкоуровневыми данными позиционирования и управленческими задачами предлагается концепция гибридной интеллектуальной системы производственного аудита (ГИСПА). Её фундаментальная цель заключается не

в усилении контроля за персоналом, а в создании инструмента для объективного анализа и непрерывного улучшения бизнес-процессов. В рамках этой концепции система локального позиционирования (LPS) перестает быть инструментом слежения и становится ключевым генератором цифрового следа операционной деятельности. ГИСПА выступает в роли «цифрового аудитора», который в реальном времени интерпретирует этот след, переводя координаты и метки времени в семантически насыщенные события: не «объект А в зоне Б», а «начало этапа сборки», «ожидание ресурса» или «отклонение от безопасного маршрута».

Ядро такой системы формирует гибридная интеллектуальная архитектура, принципиальной особенностью которой является синергетическая комбинация нескольких парадигм искусственного интеллекта. Моно-подходы обладают встроенными ограничениями: символьные системы (основанные на правилах) строги, но негибки и неспособны к обучению; статистические и нейросетевые модели превосходны в обнаружении паттернов и аномалий, но остаются «черными ящиками» и не оперируют предметными знаниями. Гибридная архитектура преодолевает эти ограничения, позволяя решать комплексные задачи, непосильные для каждого подхода в отдельности. Она обеспечивает как соблюдение жёстких регламентов и нормативов, так и адаптацию к изменчивости реальной среды, выявляя неизвестные ранее корреляции и причины неэффективности. Таким образом, ГИСПА становится когнитивным слоем, который наделяет инфраструктуру мониторинга способностью к аналитическому мышлению, превращая поток данных в поток управленческих инсайтов и проактивных действий.

Источники данных и их синтез

Эффективность гибридной системы определяется её способностью синтезировать целостную картину из разнородных источников информации. Для формирования адекватного цифрового представления о производственном процессе система оперирует тремя ключевыми типами данных.

Первый источник – это формальные регламенты, воплощающие нормативную модель «как должно быть». Сюда входят технологические карты, графики производства, инструкции по охране труда и безопасности, а также матрицы компетенций и доступов персонала. Эти структурированные знания представляют собой формальный скелет процессов, задающий целевое состояние системы.

Второй источник – это поток реальных событий, формирующий модель «как есть на самом деле». Его основу составляют данные системы локального позиционирования – координаты и временные метки перемещения объектов. Однако ценность этих сырых данных раскрывается только после процедуры контекстного обогащения: каждая координата связывается с конкретным сотрудником (его ролью, текущим заданием) или единицей оборудования (его типом, статусом). В результате генерируется семантический поток событий, например, «начало операции», «вход в опасную зону» или «простой у станка».

Третий источник – это исторические данные, содержащие нормативные паттерны и статистику прошлой деятельности. Анализ накопленных временных рядов позволяет выявить типичную продолжительность операций, частотные маршруты перемещений и стандартные поведенческие сценарии. Эта информация служит эмпирической основой для выявления отклонений и формирования эталонов «нормального» функционирования.

Именно синтез этих трёх моделей – нормативной, актуальной и исторической – позволяет гибридной системе не просто фиксировать события, но и оценивать их в контексте регламентов, выявлять отклонения от лучших практик и переходить от констатации фактов к их интерпретации.

Архитектура и принцип работы

Уровень 1: Синтез контекста

Первым и критически важным этапом является преобразование сырых технических данных в семантически насыщенные события. Первичный поток, поступающий от инфраструктуры локального позиционирования, содержит низкоуровневые параметры: идентификатор метки (например, tag_0147), её пространственные координаты и временную метку. Сам по себе этот поток неинформативен для систем анализа процессов.

Задача уровня синтеза контекста – устранить эту анонимность, связав технический идентификатор с конкретной бизнес-сущностью и её состоянием. Для этого модуль обогащения данных в реальном времени выполняет запросы к корпоративным информационным системам (базам данных сотрудников, системам управления производственными заданиями ERP). В результате, метка tag_0147 получает контекст: *«Иванов А.И., наладчик 5 разряда, выполняет задание ТО-105 (замена фильтра пресса)»*. Аналогичным образом обогащаются данные об оборудовании.

На выходе этого уровня формируется поток семантических событий, где каждое событие представляет собой структурированный объект, содержащий как пространственно-временные координаты, так и полный бизнес-контекст. Например: {тип: "ВходВЗону", объект: "Иванов А.И.", роль: "наладчик", задание: "ТО-105", зона: "участок_прессов_А", время: "2023-10-26T14:30:00"}. Этот поток является качественно новым, интерпретируемым сырьём для последующего аналитического ядра системы.

Уровень 2: Гибридное аналитическое ядро

Этот уровень является когнитивным центром всей системы, где осуществляется преобразование семантических событий в управленческие инсайты и проактивные решения. Его архитектура строится на принципе гибридной интеллектуальной обработки, объединяющей три взаимодополняющие парадигмы: символьный ИИ (экспертные системы), статистическое машинное обучение и нечёткую логику. Такая комбинация позволяет преодолеть фундаментальные ограничения каждого подхода в отдельности – жесткость правил, «чёрный ящик» нейросетей и сложность работы с неопределённостью – и создаёт систему, способную как к жёсткому контролю регламентов, так и к адаптивному анализу и выявлению неизвестных аномалий.

Сердцем ядра выступает символьный ИИ или экспертная система на правилах. Этот компонент формализует и исполняет жёсткие требования производственных инструкций, норм охраны труда и технологических карт. Работая на основе логики «ЕСЛИ-ТО», он обеспечивает детерминированную и полностью прозрачную проверку событий. Например, правило ЕСЛИ сотрудник.роль = "стажер" И зона.тип = "опасная" И НЕ присутствует(наставник) ТОГДА уровень_риска = "критический" позволяет автоматически выявлять нарушения безопасности. Для реализации данного модуля в Python-стеке оптимально подходит библиотека Durable Rules, предлагающая декларативный синтаксис, высокую производительность и простоту интеграции с потоковыми данными, что позволяет технологам относительно легко редактировать и расширять базу правил [4].

Параллельно работает модуль статистического ИИ для обнаружения аномалий и паттернов, реализованный на алгоритме Isolation Forest (iForest). В отличие от экспертной системы, этот модуль не знает заранее определённых правил, а учится на исторических данных, выявляя, что является

статистической «нормой» для конкретных процессов, сотрудников или зон. Его ключевая идея – аномальные наблюдения являются редкими и непохожими, поэтому их можно «изолировать» в дереве решений за меньшее число шагов. На практике это позволяет выявлять скрытые проблемы: например, если для операции «получение инструмента» типичное время составляет 5 ± 2 минуты, то нахождение сотрудника в зоне склада 20 минут будет классифицировано как аномалия с высоким показателем `anomaly_score` (например, 0.92). Алгоритм выбран благодаря способности к неконтролируемому обучению (не требует размеченных данных о простоях), скорости работы и выдаче интерпретируемой числовой оценки, удобной для дальнейшей обработки [3].

Модуль нечёткой логики служит критически важным связующим звеном между чёткими правилами и непрерывной, неопределённой реальностью производственной среды. Он оперирует не бинарными истинами, а градуированными оценками принадлежности к лингвистическим понятиям. Например, вместо жёсткого порога «время простоя > 10 минут = опасно», система оценивает степени принадлежности: 15 минут – это «довольно долго» (принадлежность 0.7 к терму «долгое»), а 2 метра до опасной зоны – «очень близко» (принадлежность 0.9 к терму «близко»). Используя библиотеку `scikit-fuzzy`, модуль на основе набора правил на естественном языке (например, «ЕСЛИ время_простоя = долгое И расстояние_до_опасности = близкое ТО риск_инцидента = высокий») вычисляет итоговую, количественную оценку совокупного риска (например, 0.85) [5]. Это позволяет избежать резких и неестественных переходов в оценках, моделируя более плавное, человеко-подобное принятие решений в условиях неполной информации.

Итоговая аналитическая мощность ядра раскрывается именно во взаимодействии этих компонентов. Рассмотрим сценарий: система фиксирует, что погрузчик движется в пешеходной зоне. Символьный ИИ немедленно активирует правило о нарушении зонального регламента. Детектор аномалий параллельно вычисляет, что текущая скорость погрузчика на 50% превышает

типичный для этого контекста паттерн, и присваивает событию высокий `anomaly_score`. Модуль нечёткой логики, получив данные о скорости, плотности пешеходов и других параметрах, рассчитывает интегральную оценку совокупного риска, например, 0.85. Таким образом, на выходе ядра формируется не просто констатация факта «нарушение», а обогащённое, многоаспектное оценочное событие, которое содержит в себе и факт нарушения формального правила, и статистическую значимость отклонения, и градуированную меру опасности. Эта совокупная оценка служит основанием для приоритизации и выбора адекватного ответного действия системой – от простого логирования до немедленной отправки экстренного предупреждения.

Уровень 3: Система действий и визуализации

Финальный уровень архитектуры отвечает за практическую реализацию решений, сформированных аналитическим ядром, и предоставление интерфейса для взаимодействия с человеком. Его задача – замкнуть петлю управления: от анализа данных к конкретному действию и визуальной обратной связи. Этот уровень преобразует интеллектуальные выводы системы в осязаемые инструменты повышения безопасности, эффективности и прозрачности на производстве.

Центральным элементом является подсистема ранних предупреждений и алертов. Она действует в реальном времени, получая от гибридного ядра обогащенные оценочные события с высокой степенью риска или критичности. Алгоритм определяет приоритет и канал доставки, обеспечивая адресную и своевременную коммуникацию. Предупреждения носят проактивный и контекстно-зависимый характер, предвосхищая потенциальные инциденты, а не констатируя их. Например, сотрудник, приближающийся к зоне хранения химикатов во внеурочное время, получает персональное push-уведомление на планшет или смартфон с точной ссылкой на нарушаемый регламент.

Одновременно аналогичный алерт с более высоким приоритетом поступает на ситуационный дашборд диспетчера, позволяя осуществить удалённое вмешательство [2]. Другие сценарии включают предупреждения о превышении безопасного времени непрерывной работы у станка (риск утомления и ошибки) или автоматическую проверку комплектности перед началом ответственной операции, когда система, сопоставив задание с данными о перемещении инструментов, рекомендует сотруднику вернуться на склад.

Второй ключевой компонент – модуль аналитической отчётности и генерации рекомендаций. Работая в фоновом режиме, он агрегирует данные за заданные периоды (смена, неделя, месяц) и проводит их углублённый сравнительный и трендовый анализ. В отличие от традиционных отчётов, которые просто констатируют метрики (например, «среднее время простоя – 15 минут»), система формирует семантически насыщенные выводы и конкретные рекомендации по оптимизации. Она выявляет неочевидные корреляции и системные «узкие места». Например, аналитический модуль может определить, что этап «ожидание погрузки» является критическим замедлителем для всего процесса логистики, и сформулировать рекомендацию по пересмотру графика работы транспорта. Анализируя пространственные данные, система может выявить регулярные и опасные точки сближения потоков персонала и техники, предложив решения по изменению планировки или установке предупреждающей инфраструктуры. Кроме того, она способна проводить сравнительный анализ эффективности неформальных рабочих практик, выявляя среди них наиболее оптимальные и рекомендуя их стандартизацию. Это превращает систему из инструмента контроля в интеллектуального консультанта по непрерывному улучшению процессов.

Технологической основой для представления всей этой информации служит веб-дашборд оперативного управления. Это не статичная карта с точками, а интерактивная аналитическая панель, визуализирующая процессы в реальном времени. Она может отображать тепловые карты активности, динамические BPMN-диаграммы хода ключевых процессов с подсветкой

задержек, ленту приоритизированных событий и инцидентов. Дашборд обеспечивает единую точку принятия решений, где данные от всех трёх уровней системы синтезируются в наглядной форме, обеспечивая ситуационную осведомлённость и позволяя осуществлять мониторинг эффективности внедрённых улучшений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведённый анализ показывает, что дополнение инфраструктуры локального позиционирования гибридным интеллектуальным слоем способно качественно изменить подход к управлению производственными процессами. В работе рассмотрена проблема семантического разрыва между координатными данными и задачами процессного аудита, предложена трёхуровневая архитектура, объединяющая экспертные правила, методы машинного обучения и нечёткую логику. Каждая из парадигм компенсирует ограничения других, формируя целостный аналитический контур.

Предложенная концепция носит аналитический характер и не включает натурных экспериментов или программной реализации. Практическое воплощение системы потребует детальной проработки программных компонентов и пилотных внедрений на реальных производственных данных. Тем не менее, направление гибридного процессного интеллекта на базе инфраструктуры позиционирования представляется перспективным и заслуживает дальнейшей проработки.

Список литературы

1. **RealTrac Technologies.** Позиционирование персонала на промышленном предприятии, предотвращение столкновений: описание решения «Завод». – Загл. с экрана. – URL: <https://real-trac.com/ru/solutions/production/> (дата обращения: 19.12.2025).
2. **Татарченко Н. А.** Платформы для интеграции систем безопасности на территориально распределенных объектах с филиальной структурой // ААМ Systems. – 2024. – Загл. с экрана. – URL: https://www.aamsystems.ru/novosti/pressa-publikatsii/platformy_dlya_integratsii_sistem_bezопасnosti_na_territorialno_raspr_edelennykh_obektakh_s_filialnoy/ (дата обращения: 19.12.2025).
3. **Pedregosa, F. et al.** Scikit-learn: Machine Learning in Python // Journal of Machine Learning Research. – 2011. – Vol. 12. – P. 2825–2830. – URL: <https://jmlr.csail.mit.edu/papers/v12/pedregosa11a.html> (дата обращения: 19.12.2025).
4. **Durable Rules.** Python Rules Engine for Business Rules and Complex Event Processing: официальная документация. – 2023. – Загл. с экрана. – URL: <https://github.com/jruizgit/rules> (дата обращения: 19.12.2025).
5. **SciKit-Fuzzy.** Fuzzy Logic Toolbox for Python: официальная документация. – 2023. – Загл. с экрана. – URL: <https://pythonhosted.org/scikit-fuzzy/> (дата обращения: 19.12.2025).
6. **Методы локального позиционирования** [Электронный ресурс] // Habr. – 2016. – URL: <https://habr.com/ru/companies/realtrac/articles/301706/> (дата обращения: 19.12.2025).

References

1. RealTrac Technologies. Positioning of personnel at an industrial enterprise, collision prevention: description of the "Zavod" solution [Electronic resource]. – URL: <https://real-trac.com/ru/solutions/production/> (date of access: 19.12.2025).
2. Tatarchenko N. A. Platforms for integrating security systems at geographically distributed objects with a branch structure [Electronic resource] // AAM Systems. – 2024. – URL: https://www.aamsystems.ru/novosti/pressa-publikatsii/platformy_dlya_integratsii_sistem_bezopasnosti_na_territorialno_raspr_edelennykh_obektakh_s_filialnoy/ (date of access: 19.12.2025).
3. Pedregosa F. [et al.] Scikit-learn: Machine Learning in Python // Journal of Machine Learning Research. – 2011. – Vol. 12. – P. 2825–2830. – URL: <https://jmlr.csail.mit.edu/papers/v12/pedregosa11a.html> (date of access: 19.12.2025).
4. **Durable Rules. Python Rules Engine for Business Rules and Complex Event Processing** [Electronic resource] : official documentation. – 2023. – URL: <https://github.com/jruizgit/rules> (date of access: 19.12.2025).
5. **SciKit-Fuzzy. Fuzzy Logic Toolbox for Python** [Electronic resource] : official documentation. – 2023. – URL: <https://pythonhosted.org/scikit-fuzzy/> (date of access: 19.12.2025).
6. **Methods of local positioning** [Electronic resource] // Habr. – 2016. – URL: <https://habr.com/ru/companies/realtrac/articles/301706/> (date of access: 19.12.2025).