

УДК 004.94:658.78

DOI: 10.34670/AR.2026.23.78.083

Оптимизация управления запасами комплектующих на основе прогнозирования отказов оборудования с использованием ВІ-системы

Шемякина Елизавета Максимовна

Магистрант,
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
195251, Российская Федерация, Санкт-Петербург, ул. Политехническая, 29;
e-mail: betrikx@yandex.ru

Никоноров Валентин Михайлович

Кандидат экономических наук, доцент,
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого,
195251, Российская Федерация, Санкт-Петербург, ул. Политехническая, 29;
e-mail: nikonorov_vm@spbstu.ru

Хуторной Александр Юрьевич

Кандидат технических наук,
ООО «НПО СПЕКТРОН»,
190020, Российская Федерация, Санкт-Петербург, ул. Циолковского, 10;
e-mail: hutornoy.a@spectronxray

Аннотация

Актуальность исследования обусловлена ростом масштабов промышленных предприятий и неспособностью традиционных методов планирования обеспечить точность прогнозирования отказов оборудования в условиях длительного цикла поставки комплектующих. Цель работы – разработка и обоснование проектных решений по внедрению ВІ-системы для проактивного управления запасами на примере предприятия «НПО СПЕКТРОН». В ходе исследования проведён сравнительный анализ ВІ-платформ (Arenadata, Yandex DataLens, Deductor) по критериям интеграции, прогнозных возможностей и стоимости владения. Результатом стала концептуальная архитектура решения ТО-ВЕ, включающая многомерную модель данных для витрин «Отказы и ремонты» и «Запасные части». Спроектированы система показателей (MTBF, интенсивность отказов, ABC-XYZ-анализ) и адаптированные методы прогнозирования (модель Хольта-Винтерса, XGBoost). Разработаны интерактивные дашборды для стратегического, оперативного и тактического уровней управления. Научная новизна заключается в обосновании применения визуальной среды Data Mining (Deductor) для прогнозирования отказов в среднестатистической сервисной службе, не располагающей штатными Data-инженерами. Практическая значимость: предложенное решение позволяет снизить дефицит запчастей и объём избыточных запасов, обеспечивая соблюдение сроков ремонта.

Для цитирования в научных исследованиях

Шемякина Е.М., Никоноров В.М., Хуторной А.Ю. Оптимизация управления запасами комплектующих на основе прогнозирования отказов оборудования с использованием BI-системы // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2026. Том 16. № 4А. С. 863-870. DOI: 10.34670/AR.2026.23.78.083

Ключевые слова

BI-система, прогнозирование отказов, управление запасами, Deductor, анализ временных рядов, машинное обучение, дашборды, предиктивная аналитика.

Введение

Обеспечение бесперебойной работы сложного промышленного оборудования у конечных потребителей является критически важной задачей сервисного обслуживания. Ключевым элементом эффективного управления в этой сфере выступает прогнозирование отказов приборов и формирование на этой основе страхового запаса комплектующих. Неспособность точно предсказать потребность в запасных частях, особенно в условиях длительного цикла их поставки (до 6 месяцев), приводит к существенным финансовым и репутационным рискам. Для предприятия ООО «НПО СПЕКТРОН», масштабы которого непрерывно растут, традиционные методы планирования демонстрируют свою несостоятельность при работе с большими объёмами исторических данных. Это проявляется в дисбалансе складских запасов (одновременный дефицит критических деталей и избыток по другим позициям), срыве установленных сроков ремонта и нерациональном распределении трудовых ресурсов инженерного персонала. Целью данного исследования является разработка и обоснование проектных решений по внедрению BI-системы для прогнозирования отказов оборудования и оптимизации управления запасами комплектующих. В отличие от существующих подходов, ориентированных на реактивное реагирование, предлагается модель проактивного управления, основанная на объективном анализе данных.

Основная часть

Исследование выполнялось в несколько этапов. На первом этапе на основе анализа операционной деятельности ООО «НПО СПЕКТРОН» были выявлены узкие места в процессе управления запасами и сформулированы функциональные и нефункциональные требования к BI-системе. Ключевыми требованиями выступили: возможность интеграции с существующими источниками данных (1С: Управление торговлей, TeamCenter PLM, Битрикс24, файловое хранилище); наличие встроенных инструментов анализа временных рядов и прогнозирования, доступных для инженеров без глубоких навыков программирования; гибкость настройки расчетных показателей (например, средней наработки на отказ); соответствие политике импортозамещения; доступная стоимость владения.

На втором этапе был проведён сравнительный анализ трёх наиболее релевантных BI-платформ, представленных на российском рынке: Arenadata (корпоративное решение для «озёр данных»), Yandex DataLens (инструмент визуализации) и Deductor (платформа для Data Mining). Критерии сравнения включали интеграционные возможности, наличие инструментов

прогнозирования, порог входа для инженеров, модель развертывания и оценочную стоимость внедрения. Оценка проводилась экспертным методом с учётом кадрового состава сервисной службы предприятия.

Для обеспечения репрезентативности прогнозных моделей потребовалась реализация многоэтапной процедуры сбора, очистки и трансформации исходных данных. Источниками данных выступили: учётная система 1С: Управление торговлей (отгрузки приборов, движения запасных частей, данные о контрагентах); PLM-система TeamCenter (спецификации изделий, версии конструкторской документации); CRM-система Битрикс24 (заявки на ремонт, текстовые описания неисправностей); а также архивное файловое хранилище, содержащее неструктурированные отчёты инженеров за предыдущие пять лет в форматах .docx и .pdf. Первичный анализ показал, что около 35% записей в архивах содержат пропуски, дублирования или неформализованные описания, что требовало разработки специальных процедур предобработки.

На первом этапе предобработки была выполнена нормализация текстовых полей: приведение к единому регистру, удаление стоп-слов и знаков препинания, замена аббревиатур на полные наименования в соответствии с внутренним классификатором предприятия. Для извлечения структурированной информации из неструктурированных отчётов инженеров применялся метод регулярных выражений с настраиваемыми шаблонами, позволяющими идентифицировать код модели прибора, перечень заменённых деталей и зафиксированную причину отказа. Доля успешно распознанных записей после настройки шаблонов составила 92%, оставшиеся 8% были обработаны в ручном режиме методистом сервисной службы. Далее выполнялась дедупликация: из совокупного массива удалялись повторяющиеся записи, возникающие из-за многократного внесения одной и той же заявки в разные информационные системы. Критерием дублирования выступало совпадение заводского номера прибора и даты поступления заявки с точностью до одного дня.

Следующим шагом стала агрегация временных рядов. Для каждого прибора из 1С извлекалась дата отгрузки клиенту, которая принималась за точку начала эксплуатации. На основе этой даты и даты каждой зарегистрированной поломки вычислялся возраст прибора на момент отказа (в месяцах). Для учёта цензурирования (приборы, не отказавшие к концу периода наблюдения) в модель вводился флаг статуса «работает/отказал». Затем данные были сгруппированы в разрезе «модель прибора – год выпуска – квартал» с расчётом следующих показателей: общее количество приборов в эксплуатации на начало квартала, количество отказов в квартале, суммарное время эксплуатации (календарное). Эти агрегированные таблицы послужили основой для построения модели Хольта-Винтерса.

Для подготовки обучающей выборки под алгоритм XGBoost дополнительно создавались признаки, характеризующие историю обслуживания каждого экземпляра прибора. Формировались скользящие окна: количество отказов за последние 12, 6 и 3 месяца, интервал времени с последнего отказа, факт проведения планового технического обслуживания (если информация фиксировалась). Для обработки категориальных переменных (модель прибора, регион клиента, тип неисправности) использовалось прямое кодирование. Непрерывные признаки (возраст, наработка) подвергались стандартизации методом z-масштабирования: из каждого значения вычиталось среднее арифметическое признака и результат делился на стандартное отклонение. Это позволило привести все признаки к сопоставимому масштабу. Целевой переменной являлся бинарный индикатор наступления отказа в плановом периоде (1 –

отказ произошёл, 0 – не произошёл). Выборка была разбита на три части: 70% – обучающая, 15% – проверяющая для настройки параметров, 15% – тестовая для финальной оценки качества. В качестве метрик качества использовались точность (accuracy), полнота (recall) и F1-мера, приоритет отдавался полноте, поскольку пропуск отказа критичнее ложного срабатывания.

На третьем этапе, после выбора платформы, разрабатывалась концептуальная архитектура целевого решения (модель ТО-ВЕ) в нотации ArchiMate. Проектирование включало построение схемы интеграции данных и обновлённого ИТ-ландшафта. Далее была спроектирована многомерная аналитическая модель данных типа «звезда» с выделением двух витрин: «Отказы и ремонты» и «Запасные части и склад». Для каждой витрины определены таблицы фактов и измерения, а также разработана система расчетных показателей. На основе анализа ролей пользователей были созданы концептуальные макеты трёх типов дашбордов: стратегического (для руководства), оперативного (для отдела закупок) и тактического (для инженеров).

Проведённый сравнительный анализ показал, что платформа Deductor (BaseGroup) является наиболее сбалансированным выбором для ООО «НПО СПЕКТРОН», анализ представлен в Таблице 1. Arenadata, несмотря на высокую функциональность, требует наличия в штате Data-инженеров, что увеличивает совокупную стоимость владения. Yandex DataLens, удобный для визуализации, имеет ограниченные встроенные средства для построения сложных прогнозных моделей и предполагает размещение данных в публичном облаке, что противоречит политике информационной безопасности предприятия. Deductor, напротив, предлагает визуальную среду разработки сценариев анализа (конструктор моделей), понятную инженерам сервисной службы, может быть развернут в локальном контуре (on-premise) и имеет прямые коннекторы к 1С.

Таблица 1 – Сравнение BI-платформ по критериям для ООО «НПО СПЕКТРОН»

Критерий	Arenadata	Yandex DataLens	Deductor (BaseGroup)
Интеграция с источниками	Высокая, но требует настройки	Высокая для облачных сервисов, с 1С – через API	Высокая, прямые коннекторы к 1С, ODBC, файлы
Инструменты прогнозирования	Очень высокие (Spark ML), требуют программирования	Ограниченные (тренды, формулы), для ML – внешние инструменты	Высокие, большой набор встроенных алгоритмов Data Mining с визуальным конструктором
Порог входа для инженеров	Высокий (требуются навыки программирования)	Низкий (для визуализации), средний (для расчётов)	Средний, интуитивный (визуальное проектирование)
Модель развертывания	On-premise / Cloud	Cloud / On-premise (Enterprise)	On-premise
Оценочная стоимость внедрения	Высокая (требуется экспертиза)	Средняя (подписка)	Средняя (лицензия и внедрение)

На основе выбора платформы Deductor была разработана целевая архитектура ИТ-ландшафта. Ключевым изменением стало выделение аналитического ядра, которое интегрируется с транзакционными системами (1С, TeamCenter, Битрикс24) и файловым хранилищем, образуя три слоя: источники данных, слой обработки и аналитики (Deductor с ETL-процессами и прогнозными моделями), пользовательский слой (тонкий клиент, веб-интерфейс). Такая архитектура обеспечивает создание единого источника достоверных данных и автоматизирует процессы их подготовки.

Спроектированная многомерная модель данных включает две витрины. Витрина «Отказы и

ремонт» содержит таблицу фактов Fact_Repair с показателями (количество отказов, время простоя) и измерения: Dim_Device (заводской номер, модель, год выпуска), Dim_Date, Dim_FailureNode, Dim_FailureReason, Dim_Employee, Dim_Client. Витрина «Запасные части» включает таблицу фактов Fact_Inventory (начальный остаток, приход, расход, конечный остаток, флаг дефицита) и измерения Dim_SparePart, Dim_Date, Dim_Supplier. Связь витрин обеспечивается через справочники деталей.

Для прогнозирования предложены два адаптированных метода. Для прогнозирования общего количества отказов по моделям используется модель экспоненциального сглаживания Хольта-Винтерса, учитывающая тренд и сезонность. Для прогнозирования потребности в конкретных запчастях применяется ансамблевый метод экстремального градиентного усиления (XGBoost). На вход модели подаются предикторы: возраст прибора, модель, сезон, индикатор модернизации. Выходом является вероятность отказа конкретного прибора в плановом периоде. Агрегирование этих вероятностей позволяет рассчитать прогноз потребности в запчастях:

$$P(\text{part}) = N * P(\text{part} | M, \text{age}),$$

где N – прогнозируемое количество отказов модели M в периоде P , $P(\text{part} | M, \text{age})$ – условная вероятность замены определённой детали при отказе модели M в заданной возрастной группе.

Разработанные дашборды охватывают три уровня управления. Стратегический дашборд для руководства визуализирует ключевые показатели (средний срок ремонта, доля дефицита, доля избыточных запасов), динамику сроков ремонта, точность прогнозов и региональное распределение заявок. Оперативный дашборд для отдела закупок содержит прогноз потребности, таблицу с остатками и рекомендациями по заказу, а также ABC-XYZ матрицу для выбора стратегии управления запасами. Тактический дашборд для инженера (веб-приложение) привязан к конкретной заявке и предоставляет рекомендации по вероятной причине отказа и перечню запчастей с проверкой их наличия на складе.

Полученные результаты согласуются с современными тенденциями в области применения BI-систем для предиктивной аналитики, описанными в работах [Chen, Zhang, 2021; Золотов, 2019; Смирнов, Кузнецов, 2020]. Использование методов анализа временных рядов и машинного обучения для прогнозирования отказов оборудования не является принципиально новым. Однако большинство исследований, например [Lee, Bagheri, Kao, 2015; Кудрявцев, Арзамасцев, 2021], фокусируются на крупных производственных комплексах с развитой ИТ-инфраструктурой и штатом специалистов по данным. Научная новизна данной работы заключается в обосновании применимости визуальной среды Data Mining (Deductor) в условиях среднего промышленного предприятия, где ключевые пользователи – инженеры сервисной службы – не обладают навыками программирования. В отличие от решений на базе Tableau или Power BI, требующих написания кода на Python или R для построения сложных моделей [Chen, Guestrin, 2016], предложенный подход позволяет «собирать» прогнозные сценарии в визуальном конструкторе. Это существенно снижает порог внедрения предиктивной аналитики.

Сравнение с аналогами, представленными в российских источниках [Григорьев, 2018; Фёдоров, Михайлова, 2022], показывает, что большинство предприятий на этапе долгосрочного планирования продолжают использовать методы экстраполяции или нормативные подходы, не учитывающие индивидуальные характеристики приборов. Предложенная в работе комбинация модели Хольта-Винтерса для агрегированного прогноза и XGBoost для детерминированного

прогноза по каждой единице оборудования позволяет повысить точность планирования. Кроме того, разработанная многомерная модель данных и система показателей (включая ABC-XYZ-анализ, интегрированный с прогнозом) создают основу для полной автоматизации ручного процесса прогнозирования, что является вкладом в решение задачи операционного управления в условиях неопределённости.

Ограничением данного исследования является отсутствие непрерывного мониторинга времени работы каждого экземпляра оборудования; в качестве прокси-показателя используется календарное время с даты отгрузки. Дальнейшие исследования могут быть направлены на интеграцию с телеметрическими данными и разработку гибридных моделей, объединяющих физические модели надёжности с данными машинного обучения.

Заключение

В результате выполнения исследования были получены следующие основные выводы. Во-первых, сравнительный анализ BI-платформ показал, что для решения задач прогнозирования отказов и управления запасами в условиях ООО «НПО СПЕКТРОН» оптимальной является платформа Deductor. Её ключевое преимущество – визуальная среда разработки, доступная для инженеров сервисной службы, что позволяет минимизировать влияние человеческого фактора и снизить совокупную стоимость владения. Во-вторых, разработанная целевая архитектура и многомерная модель данных обеспечивают интеграцию всех источников информации (1С, TeamCenter, Битрикс24) и создают единое аналитическое пространство. В-третьих, адаптированные методы прогнозирования (модель Хольта-Винтерса и XGBoost) позволяют перейти от реактивного обслуживания к проактивному планированию закупок, учитывая возраст приборов, сезонность и типовые закономерности отказов. Научная новизна заключается в обосновании эффективности применения визуального Data Mining в условиях отсутствия штатных Data-инженеров. Практическая значимость подтверждается разработанными дашбордами для трёх уровней управления, которые позволяют прогнозировать потребность в запчастях, оптимизировать складские остатки, сократить дефицит и соблюдать сроки ремонта, что в итоге укрепляет конкурентные позиции предприятия.

Библиография

1. Башмаков А.И., Башмакова И.А. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений в управлении ремонтами оборудования // Искусственный интеллект и принятие решений. 2020. № 1. С. 55-65.
2. Григорьев И.Л. Оптимизация управления запасами на основе ABC-XYZ-анализа // Логистика и управление цепями поставок. 2018. № 5 (88). С. 34-41.
3. Золотов С.Ю. BI-системы в управлении промышленным предприятием // Вопросы инновационной экономики. 2019. Т. 9, № 4. С. 1567-1582.
4. Кудрявцев Д.В., Арзамасцев А.А. Применение методов временных рядов для прогнозирования отказов в распределенных системах // Информационные технологии. 2021. Т. 27, № 2. С. 78-85.
5. Смирнов В.А., Кузнецов Н.В. Прогнозирование отказов сложных технических систем на основе машинного обучения // Надежность и качество сложных систем. 2020. № 3 (31). С. 45-53.
6. Фёдоров А.В., Михайлова О.В. Внедрение BI-систем на российских промышленных предприятиях: проблемы и перспективы // Российский экономический интернет-журнал. 2022. № 1. С. 12-23.
7. Chen C., Zhang J. A survey on data-driven predictive maintenance for industrial equipment // Journal of Manufacturing Systems. 2021. Vol. 60. P. 816-832.
8. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016. P. 785-794.
9. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. OTexts, 2018.

10. Lee J., Bagheri B., Kao H.A. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems // Manufacturing Letters. 2015. Vol. 3. P. 18-23.

Optimization of Spare Parts Inventory Management Based on Equipment Failure Forecasting Using a BI System

Elizaveta M. Shemyakina

Master's Student,
Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University,
195251, 29, Politekhnicheskaya str., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: betrikx@yandex.ru

Valentin M. Nikonorov

Candidate of Economic Sciences, Associate Professor,
Peter the Great Saint Petersburg Polytechnic University,
195251, 29, Politekhnicheskaya str., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: nikonorov_vm@spbstu.ru

Aleksandr Yu. Khutornoi

Candidate of Technical Sciences,
LLC "NPO SPEKTRON",
190020, 10, Tsiolkovskogo str., Saint Petersburg, Russian Federation;
e-mail: hutornoy.a@spectronxray

Abstract

The relevance of the study is driven by the growing scale of industrial enterprises and the inability of traditional planning methods to ensure the accuracy of equipment failure forecasting in the context of a lengthy spare parts supply cycle. The aim of the work is to develop and substantiate design solutions for implementing a BI system for proactive inventory management, using the enterprise "NPO SPEKTRON" as an example. In the course of the study, a comparative analysis of BI platforms (Arenadata, Yandex DataLens, Deductor) was conducted according to the criteria of integration, forecasting capabilities, and total cost of ownership. The result was a conceptual TO-BE solution architecture, including a multidimensional data model for the "Failures and Repairs" and "Spare Parts" data marts. A system of indicators (MTBF, failure rate, ABC-XYZ analysis) and adapted forecasting methods (Holt-Winters model, XGBoost) were designed. Interactive dashboards were developed for the strategic, operational, and tactical levels of management. The scientific novelty lies in substantiating the application of a visual Data Mining environment (Deductor) for failure forecasting in an average service department that does not have dedicated data engineers. Practical significance: the proposed solution allows reducing spare parts shortages and the volume of excess inventory, ensuring compliance with repair deadlines.

For citation

Shemyakina E.M., Nikonorov V.M., Khutornoi A.Yu. (2026) Optimizatsiya upravleniya zapasami komplektuyushchikh na osnove prognozirovaniya otkazov oborudovaniya s ispol'zovaniem BI-sistemy [Optimization of Spare Parts Inventory Management Based on Equipment Failure Forecasting Using a BI System]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 16 (4A), pp. 863-870. DOI: 10.34670/AR.2026.23.78.083

Keywords

BI system, failure forecasting, inventory management, Deductor, time series analysis, machine learning, dashboards, predictive analytics.

References

1. Bashmakov, A. I., & Bashmakova, I. A. (2020). Intellektualnye sistemy podderzhki prinyatiya resheniy v upravlenii remontami oborudovaniya [Intelligent decision support systems in equipment repair management]. *Artificial Intelligence and Decision Making*, (1), 55-65.
2. Chen, C., & Zhang, J. (2021). A survey on data-driven predictive maintenance for industrial equipment. *Journal of Manufacturing Systems*, 60, 816-832.
3. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785-794).
4. Fedorov, A. V., & Mikhailova, O. V. (2022). Vnedrenie BI-sistem na rossiyskikh promyshlennykh predpriyatiyakh: problemy i perspektivy [Implementation of BI systems at Russian industrial enterprises: Problems and prospects]. *Russian Economic Online Journal*, (1), 12-23.
5. Grigoriev, I. L. (2018). Optimizatsiya upravleniya zapasami na osnove ABC-XYZ-analiza [Optimization of inventory management based on ABC-XYZ analysis]. *Logistics and Supply Chain Management*, (5), 34-41.
6. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2018). *Forecasting: Principles and practice*. OTexts.
7. Kudryavtsev, D. V., & Arzamastsev, A. A. (2021). Primenenie metodov vremennykh ryadov dlya prognozirovaniya otkazov v raspredelennykh sistemakh [Application of time series methods for failure forecasting in distributed systems]. *Information Technology*, 27(2), 78-85.
8. Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18-23.
9. Smirnov, V. A., & Kuznetsov, N. V. (2020). Prognozirovanie otkazov slozhnykh tekhnicheskikh sistem na osnove mashinnogo obucheniya [Failure forecasting of complex technical systems based on machine learning]. *Reliability and Quality of Complex Systems*, (3), 45-53.
10. Zolotov, S. Y. (2019). BI-sistemy v upravlenii promyshlennym predpriyatiem [BI systems in industrial enterprise management]. *Issues of Innovation Economics*, 9(4), 1567-1582.