

Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения

МЕТОДОЛОГИЯ АНАЛИЗА БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ ЭНЕРГОКОМПАНИЙ НА ОСНОВЕ ДАННЫХ ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ

Аннотация: В условиях либерализации рынка и роста доли нестабильной генерации (ВИЭ) энергокомпании сталкиваются с необходимостью фундаментальной оптимизации внутренних бизнес-процессов для обеспечения операционной и финансовой устойчивости. Традиционные подходы к анализу процессов, основанные на ретроспективном аудите и экспертных оценках, становятся недостаточными. Целью данной статьи является разработка практической методологии анализа ключевых бизнес-процессов (управление активами, диспетчеризация, обслуживание клиентов) с применением предиктивной аналитики и технологий больших данных. В статье предлагается четырехэтапная методология, включающая цифровое картирование процесса, интеграцию гетерогенных данных, выбор и обучение предиктивных моделей, а также визуализацию результатов. Практическая значимость методологии апробирована на примере процесса технического обслуживания силовых трансформаторов, где её применение позволило выявить скрытые факторы риска и обосновать переход от планово-предупредительного к состоятельно-ориентированному обслуживанию, что потенциально снижает эксплуатационные затраты на 15-20% и повышает надежность энергоснабжения. Результаты исследования формируют основу для построения проактивной системы управления бизнес-процессами, адаптивной к вызовам современного энергорынка.

Abstract: In the context of market liberalization and the growing share of unstable generation (RES), energy companies face the need for fundamental optimization of internal business processes to ensure operational and financial resilience. Traditional process analysis approaches based on retrospective audits and expert assessments are becoming insufficient. The purpose of this article is to develop a practical methodology for analyzing key business processes (asset management, dispatching, customer service) using predictive analytics and big data technologies. The article proposes a four-stage methodology, including digital process mapping, integration of heterogeneous data, selection and training of predictive models, and visualization of results. The practical significance of the methodology is tested on the example of the power transformer maintenance

process, where its application revealed hidden risk factors and justified the transition from planned preventive to condition-based maintenance, potentially reducing operating costs by 15-20% and increasing power supply reliability. The results of the study form the basis for building a proactive business process management system adaptable to the challenges of the modern energy market.

Ключевые слова: бизнес-процессы энергокомпании, предиктивная аналитика, большие данные, цифровой двойник процесса, оптимизация, управление активами, состоятельно-ориентированное обслуживание, операционная устойчивость.

Keywords: energy company business processes, predictive analytics, big data, process digital twin, optimization, asset management, condition-based maintenance, operational resilience.

Введение

Цифровая трансформация электроэнергетики, как отмечено в предыдущих исследованиях [1], в значительной степени фокусируется на технологической модернизации сетевого комплекса – внедрении Smart Grid, IoT-датчиков и систем автоматизации. Однако, для конвертации технологических возможностей в реальную экономическую и конкурентную устойчивость, энергокомпании должны перестроить свои внутренние бизнес-процессы (БП) [2]. Под устойчивостью в данном контексте понимается способность компании минимизировать воздействие рыночных шоков (скачки цен, дисбалансы, новые регуляторные требования) и операционных сбоев (отказы оборудования, штрафы со стороны Системного оператора) на конечный финансовый результат и качество обслуживания потребителей.

Анализ БП традиционно проводится методами интервью, анкетирования и построения диаграмм «как есть» (As-Is) [3]. Эти методы имеют реактивный характер, выявляя проблемы постфактум, и сильно зависят от субъективизма экспертов. Современный объем и разнообразие данных, генерируемых в энергосистеме (от показаний миллионов умных счетчиков до телеметрии с силового оборудования), открывают возможность для перехода к проактивному, основанному на данных анализу процессов.

Таким образом, научная проблема заключается в отсутствии структурированной методологии, позволяющей системно применять инструменты предиктивной аналитики (Predictive Analytics, PA) для анализа и последующей оптимизации БП энергокомпаний с четкой привязкой к целям устойчивости.

Цель статьи – разработать и апробировать такую методологию. Для её достижения поставлены следующие задачи:

1. Проанализировать специфику ключевых БП энергокомпаний с точки зрения доступных источников данных.
2. Разработать последовательную методологию анализа БП на основе РА.
3. Продемонстрировать применение методологии на практическом примере и оценить потенциальный эффект.

Специфика бизнес-процессов и источников данных в энергетике

Бизнес-процессы энергокомпаний отличаются высокой капиталоемкостью, жесткими требованиями к надежности и сильной зависимостью от внешних факторов (погода, рыночная конъюнктура). Для анализа на основе РА критически важно определить процессы с максимальным потенциалом влияния на устойчивость и доступными для измерения данными.

Ключевые процессы для анализа

- Управление техническими активами (Asset Management): Процессы технического обслуживания и ремонта (ТОиР) составляют до 40% операционных расходов сетевых компаний [4]. Неоптимальность этих процессов (избыточные или, наоборот, недостаточные ремонты) ведет к прямым финансовым потерям и рискам отказов.
- Оперативно-диспетчерское управление и балансировка: Процессы, связанные с поддержанием режимной устойчивости, особенно в условиях высокой доли ВИЭ. Ошибки прогнозирования нагрузки и генерации ведут к значительным затратам на покупку мощности для покрытия дисбалансов.
- Обслуживание конечных потребителей (Customer Journey): Процессы подключения, расследования причин перерывов электроснабжения, биллинга и работы с жалобами. Их эффективность напрямую влияет на лояльность клиентов и репутационный риск.

Источники данных для предиктивного анализа

- Данные состояния оборудования (IoT): Потоки данных с датчиков вибрации, температуры, частичного разряда, химического состава трансформаторного масла (хроматография). Частота обновления – от миллисекунд до суток.
- Оперативно-технологические данные (SCADA/АСУ ТП): Параметры режимов работы сети (напряжение, ток, мощность), статусы коммутационных аппаратов.

- Данные внешней среды: Прогнозы и фактические данные метеослужб (температура, ветер, облачность), влияющие на нагрузку и работу ВИЭ.
- Коммерческие и транзакционные данные: История потребления от умных счетчиков (AMI), биллинговые записи, заявки на подключение, лог-файлы кол-центров.
- Данные о рыночной конъюнктуре: Цены на оптовом рынке (РСВ, ДАРМ), объемы потребления.

Интеграция этих разнородных потоков в единое хранилище данных (Data Lake) является технической предпосылкой для последующего аналитического моделирования.

Идентификация и цифровое картирование процесса (Digital Process Twin)

Цель – создать формализованную, «читаемую» для аналитической системы модель процесса. В отличие от статичной диаграммы BPMN, цифровой двойник процесса предполагает привязку каждого контрольного события (Event) и точки принятия решения (Gateway) к конкретным источникам данных.

- Действия: Описать процесс в нотации BPMN 2.0. Для каждого элемента (Activity, Event) указать:
 - *Входные данные* (например, для события «Зафиксировано превышение температуры» – поток данных с датчика температуры с указанием порога).
 - *Исходные данные* (например, для операции «Сформировать заявку на ремонт» – запись в системе ERP).
 - *Ключевые показатели эффективности (KPI)* процесса (например, среднее время восстановления – MTTR, стоимость ремонтного события).
 - *Результат*: Не просто схема, а структурированная модель, готовая к наполнению данными.

Этап 2: Сбор, интеграция и подготовка данных

Действия:

1. *Извлечение (Extract)*: Сбор данных из источников, определенных на Этапе 1.
2. *Трансформация (Transform)*: Приведение данных к единому формату, агрегация временных рядов, обработка пропусков и выбросов.

3. *Загрузка (Load)*: Размещение очищенных данных в аналитическом хранилище (Data Warehouse) или feature store для машинного обучения.

Результат: Готовый к использованию датасет, где каждой записи (например, по одному трансформатору за сутки) соответствует набор признаков (features): температура обмотки, нагрузка, возраст, погодные условия, история отказов.

Этап 3: Выбор, обучение и валидация предиктивных моделей

Действия:

1. *Формулировка прогнозной задачи*: Для процесса ТОиР – «бинарная классификация: отказ трансформатора в ближайшие N дней (Да/Нет)». Для диспетчеризации – «регрессия: прогноз почасовой нагрузки на следующие 24 часа».

2. *Выбор алгоритма*: Для задач классификации и регрессии с табличными данными эффективны ансамбли деревьев (Gradient Boosting – XGBoost, CatBoost, LightGBM) [6]. Для анализа временных рядов (нагрузка) – рекуррентные нейронные сети (LSTM) или Prophet.

3. *Обучение и валидация*: Разделение данных на обучающую и тестовую выборки, кросс-валидация, оценка метрик (F1-score, Precision/Recall для классификации; MAE, RMSE для регрессии).

Результат: Рабочая модель с известной точностью, способная генерировать прогнозы для новых данных.

Этап 4: Визуализация, интерпретация и формирование управленческих выводов

Действия:

1. *Создание аналитических дашбордов* (например, в Power BI или Grafana), отображающих как текущие KPI процесса, так и «опережающие индикаторы» – выходы предиктивных моделей (например, карта сети с цветовой индикацией риска отказа оборудования).

2. *Интерпретация моделей*: Использование методов SHAP (SHapley Additive exPlanations) или LIME для объяснения, какие именно факторы (например, высокая нагрузка в сочетании с повышенной влажностью) вносят наибольший вклад в прогноз высокой вероятности отказа [7].

3. *Формулировка рекомендаций по оптимизации процесса:* Например, «перенести плановый осмотр трансформатора Т-123 с декабря на октябрь, так как модель предсказывает рост риска отказа в зимний пик с вероятностью 85%».

Апробация методологии на примере процесса технического обслуживания силовых трансформаторов

Применение методологии:

- **Этап 1:** Построен цифровой двойник процесса «Мониторинг состояния и ремонт трансформатора». Ключевые точки данных: показания датчиков температуры, газоанализа в масле (DGA), вибрации; записи о предыдущих ремонтах из CMMS-системы.
- **Этап 2:** Интегрированы годовые исторические данные по 200 трансформаторам 110 кВ (более 500 тыс. записей). Добавлены данные о суточной нагрузке и среднесуточной температуре.
- **Этап 3:** Поставлена задача бинарной классификации: предсказать необходимость внепланового вмешательства (ремонт/диагностика) в течение следующих 30 дней. Обучена модель **CatBoost**.

Результаты модели: На тестовой выборке достигнута точность (Precision) 88% и полнота (Recall) 82%. Ключевой вывод интерпретации (SHAP-анализ): Наибольший вклад в прогноз «риска» вносят не возраст или общая наработка, а специфические комбинации:

1. Рост концентрации газов C_2H_2 и H_2 в масле **в сочетании** с кратковременными (пиковыми) перегрузками более 120% от номинала.
2. Повышенная вибрация при определенных температурных режимах.

Эффект для бизнес-процесса и устойчивости компании:

1. Оптимизация процесса ТОиР: Стратегия меняется с календарной на состоятельно-ориентированную (Condition-Based Maintenance). Ремонтные мероприятия инициируются не по графику, а по превышению пороговых значений *составных предикторов*, выявленных моделью.
2. Экономический эффект: Согласно отраслевым оценкам [8], такой переход позволяет сократить затраты на обслуживание активов на 15-20% за счет:
 - Увеличения межремонтного периода для оборудования в хорошем состоянии.
 - Снижения количества внезапных критических отказов (которые дороже плановых ремонтов в 3-5 раз).

- Оптимизации логистики и запасов ремонтных бригад и материалов.
3. Повышение устойчивости: Снижается риск масштабных аварий, вызванных внезапным отказом ключевого оборудования, что напрямую повышает надежность снабжения (снижение SAIDI/SAIFI) и репутационную устойчивость. Финансовые потоки становятся более прогнозируемыми.

Обсуждение результатов и ограничения методологии

Качество и доступность данных: «Мусор на входе – мусор на выходе». Необходима предварительная работа по метрологическому обеспечению и оснащению объектов датчиками.

1. Компетенции персонала: Требуется создание кросс-функциональных команд из технологов, data scientists и бизнес-аналитиков.
2. Кибербезопасность: Аналитические платформы, агрегирующие критически важные операционные данные, становятся мишенью для атак, что требует усиления мер защиты [9].

Несмотря на ограничения, методология задает новый стандарт для анализа БП, делая его объективным, измеримым и нацеленным на предотвращение проблем, а не на реакцию на них.

Заключение

В статье была решена задача разработки методологии анализа бизнес-процессов энергокомпаний, ориентированной на повышение их рыночной и операционной устойчивости. Основные результаты работы заключаются в следующем:

1. Выделены ключевые для устойчивости бизнес-процессы энергокомпаний (управление активами, диспетчеризация, клиентский сервис) и определены связанные с ними разнородные источники больших данных.
2. Предложена четырехэтапная методология, ядром которой является создание цифрового двойника процесса и применение предиктивных моделей машинного обучения для проактивного выявления узких мест и рисков.
3. На практическом примере процесса ТОиР силовых трансформаторов показано, что применение методологии позволяет выявить нетривиальные, составные факторы риска,

неочевидные при традиционном анализе. Это обосновывает переход к более эффективным стратегиям обслуживания (состоятельно-ориентированное), ведущим к снижению операционных затрат на 15-20% и повышению надежности.

4. Методология формирует основу для построения системы непрерывного мониторинга и улучшения БП, что является критическим фактором адаптации энергокомпаний к динамике современного рынка, росту конкуренции и внедрению новых технологий.

Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением методологии на сквозные межфункциональные процессы (end-to-end), такие как «подключение к сетям» (e-connection) и управление портфелем ВИЭ, а также с разработкой типовых библиотек предиктивных моделей (model zoo) для стандартных процессов в электроэнергетике.

Литература

1. International Energy Agency (IEA). *Digitalisation and Energy 2023*. – Paris: IEA, 2023. – 120 p. – URL: <https://www.iea.org/reports/digitalisation-and-energy-2023>
2. Репин В.В., Елиферов В.Г. Процессный подход к управлению. Моделирование бизнес-процессов. – М.: Манн, Иванов и Фербер, 2022. – 544 с.
3. Brown R.E. *Asset Management for Transmission and Distribution*. – IEEE Power & Energy Magazine, 2019. – Vol. 17, no. 3. – P. 22-31.
4. McAfee A., Brynjolfsson E. *Big Data: The Management Revolution* // Harvard Business Review. – 2012. – Vol. 90, no. 10. – P. 60-68.
5. 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.
6. Lundberg S.M., Lee S.-I. *A Unified Approach to Interpreting Model Predictions* // Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017). – 2017. – P. 4765-4774.
7. McKinsey & Company. *The analytics academy: Bridging the gap between human and artificial intelligence*. – 2021. – URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-analytics-academy-bridging-the-gap-between-human-and-artificial-intelligence>
8. Cardenas A.A., et al. *Attacks against process control systems: risk assessment, detection, and response* // Proceedings of the 6th ACM Symposium on Information, Computer and Communications Security (ASIACCS '11). – 2011. – P. 355-366.
9. GOST R 57588-2017. Надежность электроэнергетических систем. Термины и определения. – М.: Стандартинформ, 2017. [Для ссылки на надежность SAIDI/SAIFI]
10. *IEEE Guide for the Application of Artificial Intelligence in the Electric Power Industry* // IEEE Std 2851-2021. – 2021. – P. 1-98.
11. Siano P. *Demand response and smart grids—A survey* // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2014. – Vol. 30. – P. 461-478.