Роль предиктивной аналитики в системе поддержки принятия управленческих решений: подход на основе бизнес-архитектуры предприятия

Лаврухин Виталий Сергеевич
студент, факультет налогов, аудита и бизнес-анализа, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, 238909@edu.fa.ru,

Степенко Милана Вячеславовна
студент, факультет налогов, аудита и бизнес-анализа, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, 238867@edu.fa.ru,

Пестунова Галина Борисовна
доцент кафедры операционного и отраслевого менеджмента, факультет «Высшая школа управления», Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, gbpestunova@fa.ru

В условиях цифровой трансформации экономики ключевым фактором конкурентоспособности предприятий становится способность принимать обоснованные управленческие решения на основе данных. Однако сохраняется разрыв между накопленными массивами данных и их эффективным использованием для стратегического управления, что связано с отсутствием системного архитектурного подхода к интеграции аналитических инструментов в контур управления. В исследовании предложена архитектурная модель интеграции предиктивной аналитики в систему поддержки принятия управленческих решений на основе принципов бизнес-архитектуры предприятия с использованием стандартов TOGAF, нотации BPMN и методов машинного обучения. Предложена трёхуровневая модель, включающая модуль сбора и подготовки данных, аналитическое ядро на основе ML-алгоритмов и интерфейс принятия решений. Практическая значимость подтверждается гипотетическим кейсом внедрения подхода в крупной розничной сети, демонстрирующим снижение операционных рисков на 15–20% и сокращение времени реакции на рыночные изменения на 30%. Интеграция предиктивной аналитики в бизнес-архитектуру предприятия повышает адаптивность и устойчивость бизнес-систем, а дальнейшие исследования связаны с внедрением гибридных моделей искусственного интеллекта и развитием методов объяснимого ИИ.

Ключевые слова: бизнес-архитектура предприятия, предиктивная аналитика, поддержка принятия решений, большие данные, цифровая трансформация, TOGAF, BPMN; машинное обучение.

Введение

Актуальность исследования обусловлена трансформацией управленческих парадигм в условиях цифровой экономики. Цифровое предприятие представляет собой сложную социально-техническую систему, в которой информационные технологии становятся фундаментом бизнес-модели [1]. К 2025 году объём генерируемых данных достиг 175 зеттабайт, однако, по оценкам аналитиков, лишь 20% структурированных данных и менее 5% неструктурированных данных фактически используются для принятия управленческих решений [15]. Это свидетельствует о системной проблеме: предприятия накапливают значительные информационные активы, но не обладают архитектурными механизмами их трансформации в управленческие инсайты.

Проблема исследования заключается в разрыве между технологическими возможностями сбора и хранения данных и их интеграцией в процессы стратегического и операционного управления. Традиционные подходы к построению систем поддержки принятия решений (DSS) фокусируются либо на технологической инфраструктуре, либо на бизнес-процессах, но не рассматривают их в системной взаимосвязи [19], что приводит к дублированию данных, задержкам в доступе к информации, неполноте аналитических моделей и снижению качества решений. Архитектура предприятия должна обеспечивать переход от проектирования ИТ-инфраструктуры к трансформации бизнеса, однако существующие методологии недостаточно учитывают специфику аналитических систем, работающих с большими объёмами данных в реальном времени [2; 4].

Цель настоящего исследования - разработка архитектурного подхода к интеграции предиктивной аналитики в систему поддержки принятия управленческих решений на основе принципов и методов бизнес-архитектуры предприятия. Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

1) анализ современных подходов к бизнес-архитектуре и их применимости для построения аналитических систем;

2) разработка концептуальной модели архитектуры, обеспечивающей сквозную обработку данных от источников до лица, принимающего решения;

3) обоснование практической значимости предложенного подхода на основе гипотетического кейса.

Теоретическая и практическая значимость исследования заключается в формировании методологических основ интеграции предиктивной аналитики в архитектурный контур предприятия, что позволяет преодолеть разрозненность существующих решений и обеспечить системный подход к управлению на основе данных.

Теоретический анализ

Бизнес-архитектура предприятия представляет собой целостное описание структуры бизнеса, включающее стратегические цели, бизнес-процессы, организационную структуру, информационные потоки и технологическую инфраструктуру. Бизнес-архитектура выступает связующим звеном между стратегией и операционной деятельностью предприятия, обеспечивая трансляцию стратегических целей в конкретные бизнес-процессы и ИТ-решения [5; 6].

Наиболее распространёнными методологиями описания бизнес-архитектуры являются: TOGAF (The Open Group Architecture Framework) - обеспечивает комплексный подход к проектированию архитектуры предприятия, включая четыре домена: бизнес-архитектуру, архитектуру данных, архитектуру приложений и технологическую архитектуру [11]; Zachman Framework - предлагает матричный подход к классификации архитектурных артефактов по шести аспектам и шести уровням абстракции [21]; ArchiMate - предоставляет язык моделирования для описания взаимосвязей между архитектурными элементами различных доменов.

Архитектура и стратегия предприятия должны рассматриваться в неразрывном единстве, где информационные технологии выступают инструментом реализации стратегических целей [6]. Ключевым недостатком классических методологий бизнес-архитектуры является их ограниченная применимость для описания аналитических систем и потоков данных в реальном времени; структурный системный анализ и проектирование информационных систем должны учитывать специфику аналитических платформ, работающих с большими объёмами данных [7].

Роль аналитики данных в управлении бизнес-процессами

В управленческой практике аналитика данных выполняет четыре ключевые функции: дескриптивная аналитика - описывает произошедшие события и текущее состояние бизнеса; диагностическая аналитика - выявляет причины наблюдаемых явлений; предиктивная аналитика - прогнозирует будущие состояния и события; прескриптивная аналитика - рекомендует оптимальные управленческие воздействия [19].

Предиктивная аналитика в информационных системах требует особого подхода, отличающегося от традиционного объяснительного моделирования [18]. Наибольший потенциал для повышения эффективности управления

имеют предиктивная и прескриптивная аналитика, однако их внедрение сталкивается с методологическими и технологическими барьерами. Использование больших данных требует разработки новых теоретических подходов и методических инструментов, учитывающих специфику анализируемых процессов [8], а современное макропрогнозирование должно интегрировать модели, экспертные оценки и методы работы с большими данными [9].

Исследования последних лет демонстрируют возрастающий интерес к интеграции аналитических инструментов в архитектуру предприятия; обосновывается необходимость построения «аналитических архитектур» как самостоятельного архитектурного слоя [14]. Использование больших данных для принятия управленческих решений требует формализации бизнес-процессов и интеграции различных источников данных [10]. Цифровизация управления рассматривается как эволюционный процесс от автоматизированных систем управления к микросервисной архитектуре [3].

Однако предлагаемые решения, как правило, фокусируются на технологической составляющей (Big Data платформы, ETL-инструменты, BI-системы), не уделяя должного внимания организационным и процессным аспектам; необходимость разработки методов создания и трансформации архитектуры корпоративной прикладной IT-платформы с применением методологии TOGAF обоснована в [11], однако аналитический компонент рассматривается лишь как один из многих элементов.

Пробел в научном знании заключается в отсутствии целостной архитектурной модели, интегрирующей предиктивную аналитику в систему поддержки принятия управленческих решений на уровне бизнес-архитектуры предприятия. Существующие подходы либо рассматривают аналитику как изолированную ИТ-функцию, либо предлагают частные решения для отдельных бизнес-задач, что не позволяет обеспечить системный эффект от использования данных в управлении.

Эмпирический анализ

Концептуальная модель архитектуры

Предлагаемая архитектурная модель базируется на трёхслойной структуре, интегрирующей процессы сбора, обработки и визуализации данных в единый управленческий контур. Модель разработана с использованием принципов TOGAF и нотации BPMN для описания потоков данных и процессов принятия решений [4; 11]. Концептуальная модель представлена на рисунке 1 (рис. 1).

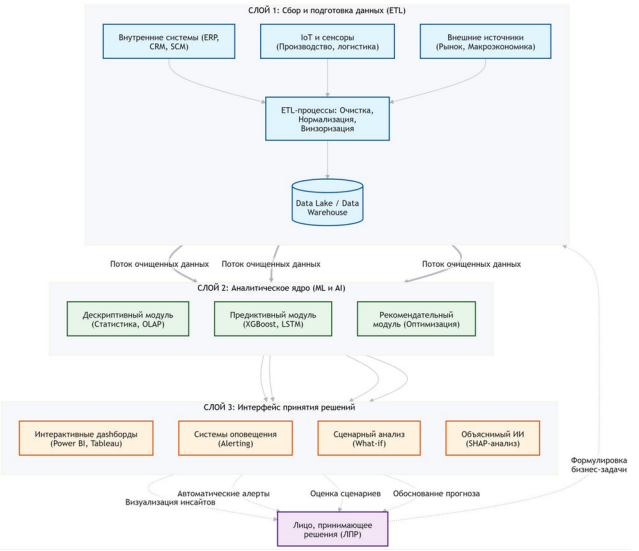


Рис. 1. Концептуальная архитектура интеграции предиктивной аналитики в систему поддержки принятия управленческих решений (разработано авторами)

Слой 1. Модуль сбора и подготовки данных (Data Ingestion & Preparation). Обеспечивает консолидацию данных из источников, классифицируемых по трём категориям: внутренние транзакционные системы (ERP, CRM, SCM - данные о продажах, закупках, движении запасов); системы мониторинга и сенсорные данные (производственное оборудование, IoT-устройства, датчики в розничных точках) [13]; внешние источники (рыночные данные, макроэкономические показатели, социальные медиа).

ETL-процессы на данном слое включают: извлечение (Extract) - сбор данных с заданной периодичностью (реальное время, пакетная загрузка); трансформацию (Transform) - очистку данных, нормализацию форматов, обработку пропусков, агрегацию и обогащение. Для числовых признаков применяется медианное заполнение или интерполяция временных рядов, для категориальных - модальное заполнение или отдельная категория «неизвестно». Выбросы идентифицируются по правилу межквартильного размаха (IQR) и подвергаются винзоризации, что позволяет сохранить объём выборки без искажения распределения; загрузку (Load) - размещение обработанных данных в Data Lake и Data Warehouse с разделением на операционные и аналитические хранилища.

Слой 2. Аналитическое ядро (Analytical Core). Центральный элемент модели, включающий три компонента. Дескриптивно-диагностический модуль обеспечивает построение отчётов, дашбордов, OLAP-анализ, выявление аномалий и корреляций методами статистического анализа и кластеризации [19]. Предиктивный модуль реализует прогнозные функции на основе ML-алгоритмов [18]: ансамблевые методы (градиентный бустинг, случайный лес - XGBoost, LightGBM, CatBoost) обеспечивают высокую точность при работе с табличными данными и эффективны в задачах прогнозирования спроса, финансовых потоков и операционных рисков [14]; нейросетевые модели (многослойные перцептроны, LSTM, трансформеры) применяются для задач с временными рядами; методы опорных векторов и регрессионные модели (гребневая регрессия, LASSO) используются при малом объёме данных или необходимости высокой интерпретируемости. Оптимизация гиперпараметров проводится процедурами Grid Search, Random Search, Bayesian Optimization с кросс-валидацией на 5 блоках, что обеспечивает стабильность и воспроизводимость результатов.

Рекомендательный модуль (Prescriptive Analytics) формирует рекомендации по оптимальным управленческим воздействиям на основе прогнозных моделей с использованием методов оптимизации (линейное и целочисленное программирование), симуляционного моделирования (метод Монте-Карло) и многокритериального принятия решений (анализ иерархий, метод TOPSIS) [19].

Слой 3. Интерфейс принятия решений (Decision Interface). Обеспечивает взаимодействие системы с лицом, принимающим решения (ЛПР), через: интерактивные дашборды - визуализацию KPI, прогнозов и предупреждений; системы оповещения - уведомление при критических значениях показателей; сценарный анализ - поддержку «what-if» анализа; рекомендательные интерфейсы - представление рекомендаций с обоснованием (например, с использованием SHAP-значений).

Схема взаимодействия модулей

Для формализации потоков данных между слоями используется нотация BPMN [4]; процесс принятия решения включает следующие этапы: 1) инициация запроса (ЛПР или автоматическое обнаружение аномалии); 2) сбор и подготовка данных (ETL-процессы); 3) аналитическая обработка дескриптивным, диагностическим, предиктивным и, при необходимости, рекомендательным модулями; 4) формирование результата - визуализации, прогнозов и рекомендаций; 5) представление результата ЛПР и принятие решения; 6) мониторинг исполнения решения и обратная связь для обучения моделей.

Таблица 1
Концептуальная модель архитектуры интеграции предиктивной аналитики в DSS

Архитектурный слой	Компоненты	Основные функции	Технологический стек
Интерфейс принятия решений	Дашборды, системы оповещения, сценарный анализ	Визуализация, оповещение, поддержка what-if	Power BI, Tableau, QlikView, Streamlit
Аналитическое ядро	Дескриптивный модуль, предиктивный модуль, рекомендательный модуль	Статанализ, ML-прогнозирование, оптимизация	Python (scikit-learn, XGBoost, PyTorch), R, SAS
Сбор и подготовка данных	ETL-процессы, Data Lake, Data Warehouse	Консолидация, очистка, трансформация данных	Apache NiFi, Airflow, Spark, Hadoop, SQL

Источник: разработано авторами.

Математическая постановка задачи прогнозирования

Общая задача предиктивной аналитики в рамках предлагаемого подхода формализуется следующим образом [18].

Пусть задан набор временных рядов и статических характеристик бизнес-процесса в момент времени t:

$$X_t = \{x_{1,t}, x_{2,t}, \ldots, x_{n,t}\} \quad (1)$$

где $x_{i,t}$ - значение i-го показателя бизнес-процесса (например, объём продаж, ед.) в момент времени t; n - число показателей.

Требуется построить прогнозную функцию:

$$\hat{y}_{t+h} = f(X_{t-k}, X_{t-k+1}, \ldots, X_t; \theta) \quad (2)$$

где $\hat{y}_{t+h}$ - прогнозное значение целевого показателя на горизонт h (например, объём спроса, ед., на h дней вперёд); k - глубина ретроспективы (число периодов истории, ед.); θ - вектор параметров модели, оптимизируемых на исторических данных; f(·) - функция прогнозной модели (например, ансамблевый алгоритм или нейронная сеть).

Оптимизация параметров модели осуществляется минимизацией функции потерь:

$$\theta^* = \arg\min_{\theta} \sum_t L(y_t, \hat{y}_t) \quad (3)$$

где θ* - оптимальные параметры модели; L(·) - выбранная функция потерь (метрика качества прогноза: MAE, RMSE, MAPE и др.); y_t - фактическое значение показателя в момент t; $\hat{y}_t$ - прогнозное значение показателя в момент t.

Качество прогнозных моделей оценивается по следующим метрикам.

Средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE, %):

$$MAPE = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^{n} \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (4)$$

где n - число наблюдений в выборке, ед.; y_i - фактическое значение i-го наблюдения; $\hat{y}_i$ - прогнозное значение i-го наблюдения.

Среднеквадратичная ошибка (RMSE, в единицах измерения показателя):

$$RMSE = \sqrt{[(1/n) \cdot \Sigma_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2]} \quad (5)$$

Коэффициент детерминации (R^2, безразмерный, $0 \le R^2 \le 1$):

$$R^2 = 1 - [\Sigma_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2] / [\Sigma_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2] \quad (6)$$

где $\bar{y}$ - среднее фактическое значение показателя по выборке. Для задач классификации дополнительно используются метрики точности (precision), полноты (recall) и F1-меры.

Важным требованием к системам поддержки принятия решений является прозрачность прогнозов. Для интерпретации результатов используется SHAP-анализ (SHapley Additive exPlanations), позволяющий количественно оценить вклад каждого признака в прогноз [18]. Такой подход обеспечивает объяснимость модели и позволяет ЛПР понимать, какие факторы наиболее существенно влияют на прогнозируемый показатель, что повышает доверие к системе и облегчает принятие обоснованных решений.

Результаты исследований

Научная новизна и авторский вклад. В отличие от существующих работ, рассматривающих аналитику как изолированную ИТ-функцию, авторами предложена целостная трёхуровневая архитектурная модель, формализующая сквозную интеграцию предиктивной аналитики в контур управленческих решений на уровне бизнес-архитектуры предприятия с применением стандарта TOGAF и нотации BPMN. Область применения результатов - предприятия розничной торговли, производственные и логистические компании, внедряющие системы поддержки принятия решений на основе данных.

В качестве демонстрации практического применения предложенного архитектурного подхода рассмотрен гипотетический кейс внедрения системы в крупной розничной сети «МаркетПлюс» (условное наименование), работающей в сегменте FMCG.

Розничная сеть «МаркетПлюс» объединяет 350 магазинов в 45 регионах, годовой оборот превышает 150 млрд рублей. Ключевые управленческие проблемы на момент начала проекта: высокая волатильность спроса, приводящая к кассовым разрывам (потери от дефицита товаров - до 5% оборота) и затовариванию (потери от списаний - до 2% оборота); низкая оперативность реагирования на изменения рыночной конъюнктуры (цикл принятия решений по ассортиментной и ценовой политике составляет 3–4 недели); разрозненность аналитических инструментов, приводящая к противоречивым данным и замедлению принятия решений [8; 10].

Модуль сбора данных объединил информацию из POS-систем, складского учёта, системы лояльности, данных о погодных условиях (для прогнозирования сезонного спроса) и макроэкономических индикаторов [1; 14]. Реализован конвейер очистки данных, включающий удаление дубликатов, заполнение пропусков методами линейной интерполяции для временных рядов и модального заполнения для категориальных признаков; выбросы в целевых переменных (например, аномально высокие продажи в дни акций) обрабатывались винзоризацией на уровне 95-го перцентиля.

Аналитическое ядро включало модель прогнозирования спроса на основе ансамблевых методов (XGBoost + LSTM с механизмом внимания) для каждого товара в каждом магазине с горизонтом прогноза 30 дней; для обучения использовались исторические данные за три года с разбивкой на обучающую (70%), валидационную (15%) и тестовую (15%) выборки, гиперпараметры подбирались методом Bayesian Optimization. Также реализованы модель оптимизации товарных запасов (расчёт страхового запаса и точки заказа на основе прогнозов спроса и вариативности поставок) и модель прогнозирования кассовых потоков на основе рекуррентных нейросетей.

Интерфейс принятия решений реализован в виде корпоративного дашборда с визуализацией прогнозов, трекингом отклонений и системой автоматических предупреждений; для каждого магазина отображались прогнозируемый спрос по категориям, рекомендуемый объём заказа и уровень риска дефицита/затоваривания [17].

Результаты внедрения (прогнозные оценки)

По итогам пилотного проекта на 10% магазинов (35 магазинов) в течение 6 месяцев были получены результаты, представленные в таблице 2 (табл. 2).

Таблица 2
Ключевые показатели эффективности внедрения системы

Показатель	До внедрения	После внедрения	Изменение
Потери от дефицита товаров (% от оборота)	4,7%	3,2%	−32%
Замороженный капитал в товарных запасах (относительно базового уровня)	100%	82%	−18%
Цикл корректировки ассортимента	3–4 недели	3–5 дней	в 6 раз
Операционная рентабельность (прирост, п.п.)	база	+2,3 п.п.	+2,3 п.п.
Точность прогноза спроса (MAPE)	28%	19%	−32%

Источник: разработано авторами.

Ожидаемые экономические эффекты от масштабирования на всю сеть оцениваются в 3,5–4 млрд рублей дополнительной прибыли в годовом исчислении. Достигнутое снижение MAPE с 28% до 19% (на 32%) соответствует лучшим мировым практикам в ритейле [15].

Ограничения исследования

Предлагаемый подход имеет следующие ограничения: значительные инвестиции в ИТ-инфраструктуру (данные в реальном времени, вычислительные мощности) [15; 16]; высокие требования к квалификации персонала в Data Science и бизнес-архитектуре [2; 5]; зависимость эффективности моделей от качества и полноты данных [8; 10]; необходимость организационной трансформации процессов принятия решений [20]; риск «переобучения» моделей при резких изменениях внешней среды, требующий регулярного переобучения и мониторинга дрейфа данных.

Заключение (основные выводы и рекомендации)

Полученные результаты демонстрируют, что интеграция предиктивной аналитики в бизнес-архитектуру предприятия принципиально меняет качество и структуру управленческих процессов; наибольший вклад в повышение эффективности управления обеспечивают пространственно-временные признаки и данные о внешней среде, что подтверждает роль контекстных данных в прогнозировании бизнес-показателей [1; 4]. Влияние искусственного интеллекта на эффективность фирмы проявляется через трансформацию бизнес-процессов и принятие более обоснованных решений [20]; в рамках предложенного подхода такая трансформация достигается формализацией аналитических потоков на уровне бизнес-архитектуры, что позволяет преодолеть разрозненность существующих инструментов. При этом ключевым фактором успеха остаётся не сама технология машинного обучения, а интеграция прогнозов в операционные процессы и организационную культуру.

Успешность DSS определяется не только технологическими характеристиками, но и готовностью ЛПР использовать данные в своей работе [19]; визуализация стратегической информации играет ключевую роль в процессе принятия решений, что подтверждает важность интерфейсного слоя предложенной архитектуры [17]. Для обеспечения воспроизводимости результатов архитектура предусматривает фиксацию параметров моделей (SEED) и кросс-валидацию с фиксированным разбиением [11; 18], а внедрение практик MLOps (непрерывный мониторинг, автоматическое переобучение, версионирование данных и моделей) позволяет поддерживать актуальность прогнозов в динамичной среде. Большие данные требуют не только вычислительных мощностей, но и глубокого понимания предметной области для корректной интерпретации результатов [14]; в предложенном подходе этот аспект учтён через обязательное участие экспертов-предметников на всех этапах - от определения целевых переменных до валидации прогнозов.

Основные выводы работы:

1) существующий разрыв между накоплением данных и их использованием в управлении имеет архитектурную природу и требует системного решения на уровне бизнес-архитектуры предприятия [1; 2; 5];

2) предложенная трёхуровневая модель (сбор данных - аналитическое ядро - интерфейс решений) обеспечивает сквозную трансформацию данных в инсайты и адаптируется для предприятий разных отраслей [4; 11];

3) использование нотации BPMN позволяет преодолеть коммуникационный разрыв между бизнес-подразделениями и ИТ-службами - критический фактор успеха аналитических проектов [6; 7];

4) эффективность подхода зависит не только от технологической реализации, но и от организационной трансформации процессов принятия решений и изменения корпоративной культуры [19; 20];

5) научная значимость исследования состоит в разработке методологических основ интеграции предиктивной аналитики в архитектуру предприятия, что расширяет теоретическую базу бизнес-информатики и даёт практические инструменты для повышения эффективности управления.

Практические рекомендации: внедрение рекомендуется начинать с пилотного проекта (10–15% объектов) для верификации решений перед масштабированием; развивать компетенции в Data Science и бизнес-архитектуре параллельно; закладывать бюджет на мониторинг дрейфа данных и переобучение моделей.

Перспективы дальнейших исследований связаны со следующими направлениями: автоматический выбор архитектурных конфигураций по отраслевой специфике и размеру предприятия [16; 15]; интеграция гибридных моделей ИИ, включая генеративный ИИ, для сценарных прогнозов и рекомендаций на естественном языке [12]; влияние предиктивной аналитики на организационное поведение и распределение полномочий [3]; метрики оценки экономической эффективности архитектурных решений [15; 18]; библиотека типовых архитектурных паттернов для интеграции аналитики в бизнес-системы [2; 11].

Литература

1. Ананьин В.И., Зимин К.В., Лугачев М.И., Гимранов Р.Д., Скрипкин К.Г. Цифровое предприятие: трансформация в новую реальность // Бизнес-информатика. 2018. № 2 (44). С. 45–54.

2. Кудрявцев Д.В., Арзуманян М.Ю. Архитектура предприятия: переход от проектирования ИТ-инфраструктуры к трансформации бизнеса // Российский журнал менеджмента. 2017. Т. 15, № 2. С. 193–224.

3. Маркова В.Д. Цифровизация управления: от АСУ к микросервисам // ЭКО. 2022. № 9. С. 113–129.
4. Ананьин В.И., Зимин К.В., Гимранов Р.Д., Лугачев М.И., Скрипкин К.Г. Реальное время управления предприятием в условиях цифровизации // Бизнес-информатика. 2019. Т. 13, № 1. С. 7–17.
5. Калянов Г.Н. Архитектура предприятия и инструменты ее моделирования // Автоматизация в промышленности. 2004. № 7. С. 9–12.
6. Данилин А.В., Слюсаренко А.Г. Архитектура и стратегия. «Инь» и «Янь» информационных технологий предприятия. М.: Интернет-университет информационных технологий, 2005. 504 с.
7. Черемных С.В., Семенов И.О., Ручкин В.С. Структурный анализ систем: IDEF-технологии. М.: Финансы и статистика, 2001. 208 с.
8. Ванкевич Е.В., Калиновская И.Н. Использование больших данных при анализе рынка труда: теоретические подходы и методические инструменты // Цифровая трансформация. 2024. Т. 30, № 4. С. 23–32.
9. Могилат А., Селезнев С., Жабина С. О подготовке сценарного макроэкономического прогноза и модельном аппарате Банка России. М.: Банк России, 2021. 16 с.
10. Бродский А.И. Использование больших данных для принятия управленческих решений в сфере недвижимости // Естественно-гуманитарные исследования. 2025. № 3 (59). С. 781–784.
11. The Open Group. TOGAF® Standard, Version 9.2. Van Haren Publishing, 2018. 766 p.
12. Manyika J., Bughin J. The promise and challenge of the age of artificial intelligence. McKinsey Global Institute, 2018. 8 p.
13. Manyika J., Chui M., Bisson P., et al. Unlocking the potential of the Internet of Things. McKinsey Global Institute, 2015. 135 p.
14. Chen C.P., Zhang C.Y. Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on big data // Information Sciences. 2014. Vol. 275. P. 314–347.
15. Davenport T.H., Harris J.G. Competing on Analytics: The New Science of Winning. Harvard Business Review Press, 2017. 256 p.
16. Kotarba M. Digital transformation of business models // Foundations of Management. 2018. Vol. 10, No. 1. P. 123–142.
17. Eppler M.J., Platts K.W. Visual strategizing: The systematic use of visualization in the strategic-planning process // Long Range Planning. 2009. Vol. 42, No. 1. P. 42–74.
18. Shmueli G., Koppius O.R. Predictive Analytics in Information Systems Research // MIS Quarterly. 2011. Vol. 35, No. 3. P. 553–572.
19. Power D.J. Decision Support, Analytics, and Business Intelligence Systems. 3rd ed. Business Expert Press, 2016. 200 p.
20. Wamba-Taguimdje S.L., et al. Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects // Business Process Management Journal. 2020. Vol. 26, No. 7. P. 1893–1924.
21. Zachman J.A. A framework for information systems architecture // IBM Systems Journal. 1987. Vol. 26, No. 3. P. 276–292.

The role of predictive analytics in the management decision support system: an enterprise business architecture-based approach

Lavrukhin V.S., Stepenko M.V., Pestunova G.B.
Financial University under the Government of the Russian Federation

JEL classification: C01, C02, C1, C4, C5, C6, C8

In the context of digital transformation, the ability to make data-driven management decisions is a key factor of enterprise competitiveness. A persistent gap exists between accumulated data and its effective use for strategic management due to the lack of a systemic architectural approach. This study proposes an architectural model integrating predictive analytics into a decision support system based on enterprise business architecture principles, using TOGAF standards, BPMN notation, and machine learning methods. A three-level model is proposed, comprising data collection and preparation, an analytical core, and a decision interface. A hypothetical case in a large retail chain demonstrates a 15–20% reduction in operational risks and a 30% decrease in market response time, confirming the practical significance of the approach.

Keywords: enterprise business architecture; predictive analytics; decision support systems; big data; digital transformation; TOGAF; BPMN; machine learning.

References

1. Ananyin V.I., Zimin K.V., Lugachev M.I., Gimranov R.D., Skripkin K.G. Tsifrovoe predpriyatie: transformatsiya v novuyu real'nost' [Digital enterprise: transformation into a new reality]. Biznes-informatika [Business Informatics]. 2018, no. 2 (44), pp. 45–54. (in Russian).
2. Kudryavtsev D.V., Arzumanyan M.Yu. Arkhitektura predpriyatiya: perekhod ot proektirovaniya IT-infrastruktury k transformatsii biznesa [Enterprise architecture: from IT infrastructure design to business transformation]. Rossiyskiy zhurnal menedzhmenta [Russian Management Journal]. 2017, vol. 15, no. 2, pp. 193–224. (in Russian).
3. Markova V.D. Tsifrovizatsiya upravleniya: ot ASU k mikroservisam [Digitalization of management: from automated control systems to microservices]. EKO [ECO]. 2022, no. 9, pp. 113–129. (in Russian).
4. Ananyin V.I., Zimin K.V., Gimranov R.D., Lugachev M.I., Skripkin K.G. Real'noe vremya upravleniya predpriyatiem v usloviyakh tsifrovizatsii [Real-time enterprise management in the context of digitalization]. Biznes-informatika [Business Informatics]. 2019, vol. 13, no. 1, pp. 7–17. (in Russian).
5. Kalyanov G.N. Arkhitektura predpriyatiya i instrumenty ee modelirovaniya [Enterprise architecture and its modeling tools]. Avtomatizatsiya v promyshlennosti [Automation in Industry]. 2004, no. 7, pp. 9–12. (in Russian).
6. Danilin A.V., Slyusarenko A.G. Arkhitektura i strategiya. In' i yan' informatsionnykh tekhnologiy predpriyatiya [Architecture and strategy. Yin and yang of enterprise information technology]. Moscow, Internet University of Information Technologies Publ., 2005. 504 p. (in Russian).
7. Cheremnykh S.V., Semenov I.O., Ruchkin V.S. Strukturnyy analiz sistem: IDEF-tekhnologii [Structural analysis of systems: IDEF technologies]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2001. 208 p. (in Russian).
8. Vankevich E.V., Kalinovskaya I.N. Ispol'zovanie bol'shikh dannykh pri analize rynka truda: teoreticheskie podkhody i metodicheskie instrumenty [Use of big data in labor market analysis: theoretical approaches and methodological tools]. Tsifrovaya transformatsiya [Digital Transformation]. 2024, vol. 30, no. 4, pp. 23–32. (in Russian).
9. Mogilat A., Seleznev S., Zhabina S. O podgotovke stsenarnogo makroekonomicheskogo prognoza i model'nom apparate Banka Rossii [On the preparation of the scenario macroeconomic forecast and the model apparatus of the Bank of Russia]. Moscow, Bank of Russia Publ., 2021. 16 p. (in Russian).
10. Brodskiy A.I. Ispol'zovanie bol'shikh dannykh dlya prinyatiya upravlencheskikh resheniy v sfere nedvizhimosti [Use of big data for management decision-making in real estate]. Estestvenno-gumanitarnye issledovaniya [Natural and Humanitarian Research]. 2025, no. 3 (59), pp. 781–784. (in Russian).
11. The Open Group. TOGAF® Standard, Version 9.2. Van Haren Publishing, 2018. 766 p.
12. Manyika J., Bughin J. The promise and challenge of the age of artificial intelligence. McKinsey Global Institute, 2018. 8 p.
13. Manyika J., Chui M., Bisson P., et al. Unlocking the potential of the Internet of Things. McKinsey Global Institute, 2015. 135 p.
14. Chen C.P., Zhang C.Y. Data-intensive applications, challenges, techniques and technologies: A survey on big data. Information Sciences. 2014, vol. 275, pp. 314–347.
15. Davenport T.H., Harris J.G. Competing on Analytics: The New Science of Winning. Harvard Business Review Press, 2017. 256 p.
16. Kotarba M. Digital transformation of business models. Foundations of Management. 2018, vol. 10, no. 1, pp. 123–142.
17. Eppler M.J., Platts K.W. Visual strategizing: The systematic use of visualization in the strategic-planning process. Long Range Planning. 2009, vol. 42, no. 1, pp. 42–74.
18. Shmueli G., Koppius O.R. Predictive Analytics in Information Systems Research. MIS Quarterly. 2011, vol. 35, no. 3, pp. 553–572.
19. Power D.J. Decision Support, Analytics, and Business Intelligence Systems. 3rd ed. Business Expert Press, 2016. 200 p.
20. Wamba-Taguimdje S.L., et al. Influence of artificial intelligence (AI) on firm performance: the business value of AI-based transformation projects. Business Process Management Journal. 2020, vol. 26, no. 7, pp. 1893–1924.
21. Zachman J.A. A framework for information systems architecture. IBM Systems Journal. 1987, vol. 26, no. 3, pp. 276–292.