

ТЕХНОЛОГИЯ АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОЦЕССА ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКОГО РЕШЕНИЯ НА ПРОИЗВОДСТВЕННОМ ПРЕДПРИЯТИИ

¹Е.А. Оленьков, ²А.В. Захаров

¹ Московский финансово-промышленный университет «Синергия», Москва, email: me@olenkov.ru

² Московский финансово-промышленный университет «Синергия», Москва, email: VVZakharov@synergy.ru

Аннотация. Цель исследования — разработка комплексной инфраструктуры, разработка подхода и методологии внедрения инструментов Big Data для построения процесса и автоматизации принятия управленческих решений на производственном предприятии. В результате исследования, определена и разработана архитектура Big Data, распределенная по уровням управления и пятиэтапную схему автоматизации процесса принятия управленческих решений с применением искусственного интеллекта и методов обработки данных. Представлен комплексный подход, объединяющий технологические инструменты обработки больших данных с задачами разных уровней управления предприятием. Практическая значимость состоит в создании детальной методики внедрения инструментов Big Data и ИИ для каждого этапа принятия решений. Предложенная архитектура позволяет преодолеть сложности внедрения технологий больших данных и обеспечить поддержку управленческих решений от операционного до стратегического уровня.

Ключевые слова: большие данные, искусственный интеллект, инструменты больших данных, потоки данных, принятие решения, методика принятия решения, автоматизация принятия решения.

TECHNOLOGY FOR AUTOMATING THE MANAGEMENT DECISION-MAKING PROCESS IN A MANUFACTURING ENTERPRISE

¹E.A. Olenkov, ²A.V. Zakharov

¹ Moscow Financial and Industrial Synergy University, Moscow, email: me@olenkov.ru

² Moscow Financial and Industrial Synergy University, Moscow, email: VVZakharov@synergy.ru

Abstract. The purpose of the research is to develop an integrated infrastructure, develop an approach and methodology for implementing Big Data tools to build a process and automate managerial decision-making in a manufacturing enterprise. As a result of the research, the Big Data architecture has been defined and developed, distributed across management levels and a five-stage automation scheme for the management decision-making process using artificial intelligence and data processing methods. An integrated approach is presented that combines technological tools for processing big data with tasks at different levels of enterprise management, and the practical significance lies in creating a detailed methodology for implementing Big Data and AI tools for each stage of decision-making. The proposed architecture makes it possible to overcome the difficulties of implementing big data technologies and provide support for management decisions from the operational to the strategic level.

Keywords: Big Data, artificial intelligence, big data tools, data flows, decision making, decision-making methodology, decision automation.

Дата поступления статьи в редакцию: 24.03.2025

Дата принятия статьи в печать: 25.04.2025

Введение

В современной экономике значимость данных для повышения эффективности и конкурентности компаний трудно переоценить. Это особенно актуально для производственной отрасли, где грамотное управление большими объемами информации может определять успешность стратегических инициатив. Использование технологий Big Data дает возможность компаниям выявлять скрытые взаимосвязи, улучшать процессы и снижать затраты, что, в свою очередь, повышает качество управленческих решений. Однако для полного освоения возможностей Big Data необходимо создать подходящую инфраструктуру и подобрать эффективные инструменты для работы с данными, которые в свою очередь создадут связанные по смыслу данные и сформируют знания. Это предполагает преодоление ряда проблем, включая выбор соответствующей технологической платформы, защиту информации и подготовку кадров,

определения типов информации и потоков информации с точки зрения уровня структуры управления предприятием. Верный выбор методов и инструментов, адаптированных к особенностям производства, может существенно повысить эффективность системы управления данными, а в последствии принятие управленческого решения. Реализация наиболее подходящих решений Big Data требует комплексного подхода, охватывающего как технологические, так и организационные аспекты. На начальной стадии критично провести полный анализ существующего состояния данных и определить задачи, которые Big Data должно помочь решить. Основа инфраструктуры должна быть производительной и масштабируемой, чтобы справляться с увеличивающимися объемами данных. При выборе инструментов нужно учитывать как текущие, так и будущие требования компании к аналитике данных. Интеграция новых систем требует взаимодействия с IT-отделом и руководством на всех уровнях для обеспечения гладкого перехода. Таким образом, внедрение Big Data на производственных предприятиях требует внимательного планирования и выполнения, что обеспечит улучшение управленческих решений и способствует долгосрочному развитию компании.

Цель исследования

Цель исследования — исследовать сложность внедрения архитектуры больших данных, как источника критериев анализа и оценки ситуаций при принятии управленческих решений.

При оценке эффективности и принятии управленческих решений важно учитывать ряд взаимосвязанных параметров, которые могут существенно повлиять на конечный результат. Эффективное решение редко основывается на одном единственном показателе — необходимо всестороннее рассмотрение различных аспектов деятельности и их взаимодействий. Соответственно, необходим учет ряда взаимосвязанных между собой параметров, на которые будут влиять факторы качества используемых данных, а также человеческий фактор на характер их применения в управлении [11, С. 205-215]. Аналогично О.Л. Королев, Н.В. Апатова и А.П. Круликовский в своем исследовании отмечают, что тема выработки методов оценки эффективности использования больших данных, их воздействия на принимаемые решения, а также обоснования инвестиций в технологии больших данных остается открытой [4, С. 31-38].

Соответственно необходимо отметить, что для разработки полноценного автоматизированного процесса оценки эффективности и оценки целесообразности принимаемого решения, требуется достаточно разнообразная по своим функциям архитектура, которая включает в себя как процессы интеграции с источниками информации, инструменты передачи, кластеризации и распределения нагрузки, а также выбора типа хранилища, исходя из объема, хранимых данных, загруженности системы, количества транзакций и необходимых алгоритмов расчета, настоящее время существует несколько типов хранилищ, которые используются для работы с большими данными, что в последствии позволяет определить СУБД для хранения данных, с последующей визуализацией связанных на уровне СУБД или методологии данных. Такие архитектуры требуют достаточно существенных инвестиций в оборудование, программное обеспечение и трудовые ресурсы на поддержку, администрирование и разработку данной архитектуры.

Авторами выделяется целый ряд проблем, препятствующих оценке больших данных и их использования в управлении: отсутствие общепринятых правил, принципов и критериев, позволяющих обосновывать инвестиции в большие данные как технологию; недостаточное понимание прямой коммерческой выгоды от применения больших данных; незрелый характер реализации больших данных в управлении; накопительный эффект, связанный с затратами от сбора и хранения больших данных; проблематика определения границ и явных, доступных к пониманию управленцами контуров больших данных как технологии; степень воздействия инноваций на эффективность больших данных и многие другие [4, С. 31-38]. Как пишут в своем исследовании Т.А. Лугвищик и С.Н. Писарюк, технологии больших данных на уровне управленческой практики относят, как правило, к инновационным проектам (т.е. проектам внедрения цифровых технологий как инновации, где самой технологией становятся большие данные). Таким проектам свойственна сложность оценки эффективности инвестиций и отсутствие четких гарантий результативности, на что справедливо указывают авторы [5, С. 60-65].

Выгодными на фоне представленных исследований видятся тезисы и идеи, предложенные А.В. Маркеевой и О.В. Гавриленко; авторы в своей работе отмечают, что сегодня недостаточно развитой остается методология применения больших данных, которая расходится с практикой их внедрения в организациях [6, С. 94-103]. Отсутствие методологии подчеркивалось еще в работе О.Л. Королева и соавторов [4, С. 31-38], однако А.В. Маркеевой и О.В. Гавриленко не просто подчеркнута неразвитость методологии, а необходимость осознанного развития практик использования больших данных. На примере исследовательских задач, позволяющих прикладным образом использовать большие данные в управленческой

практике, авторы отмечают, что большие данные остаются технологией неоднозначной, поскольку позволяют, с одной стороны, эффективно изучать поведение пользователя и его особенности, с другой, впоследствии ввиду предвзятости алгоритмов привести к ограничению распространения информации. На перспективу авторами также выделяются и другие проблемы, связанные с источником происхождения данных, их намеренным искажением, неоднозначностью и др.; отмечается, что современные бизнес-субъекты также осознают перечисленные проблемы и отказываются от идеи универсальности больших данных как источника принятия решений. Альтернативным способом обеспечения универсальности больших данных в управлении авторы считают их целенаправленное обогащение, дополнение проводимыми исследованиями [6, С. 94-103]. Выделим и тезисы, представленные А.О. Утепбергеновым, который определяет несколько характерных проблем использования больших данных в управлении: неоднородность, сложность хранения и обеспечения конфиденциальности, нехватка компетенций у сотрудников [10, С. 513-519]. Помимо прочего, как пишет И.С. Боков, на эффективность применения больших данных в управлении неизбежно влияет адекватность сложившейся управленческой системы, что приводится автором на примере управления потребительским поведением [2, С. 1-7].

Материал и методы исследования

Типы информационных систем в зависимости от уровня управления

Основным базисом принятия управленческих решений является информация, накопленные данные. Которые, в свою очередь, разделяются на типы данных:

- структурированные данные;
- неструктурированные данные;
- данные на естественном языке;
- машинно-генерируемые данные;
- сетевые данные;
- аудиоданные, фото- и видеоизображения;
- потоковые данные [1].



Рис. 1. Интеграция ИТ инфраструктуры в уровни управления предприятием

Важно отметить архитектуру Big Data на производственном предприятии, которая состоит из основных блоков: источник информации (учетные системы, накопленные информационные базы данных, справочники, НСИ и прочие), инструмент передачи данных из источника в СУБД (ETL: AirFlow, NiFi, Экстрактор, BIView, Modus и прочие), СУБД, которая будет накапливать, хранить уже структурированные данные, которые будут агрегировать, рассчитывать различные показатели, разграничивать доступ к данным и обеспечивать безопасность хранения, следующим этапом будет трансляция агрегированных в BI-системах в целях предоставления пользователю готовой аналитической информации для принятия управленческого решения.

Данная архитектура распределяется на предприятии по уровням управления в зависимости от выполняемой функции.

В организациях обычно выделяют три основных уровня управления, каждый из которых имеет свои задачи и функции. Эти уровни помогают структурировать процессы и распределять ответственность внутри компании (рис. 1):

1. Операционный (или низший) уровень управления:

Основные задачи: Реализация повседневных операций и задач, обеспечение выполнения инструкций и соблюдение стандартов, унифицированный ввод данных в учетные системы.

Роль: Менеджеры на этом уровне непосредственно управляют работниками, следят за выполнением рабочих процессов и решают оперативные проблемы. Сотрудники по согласованным нормам вносят в учетную систему, необходимые данные.

Примеры должностей: Супервайзеры, мастера смен, руководители группы.

Роль информационной среды: формирования и внесение информации в учетные системы по установленной организацией методике.

Вид архитектуры BigData: является основным внутренним источником информации организации, путем ввода данных в учетные системы (1C, SAP, CRM и прочие другие).

2. Тактический (или средний) уровень управления:

Основные задачи: Координация и контроль над деятельностью подразделений, реализация стратегических планов на уровне отделов или департаментов, проектирование архитектуры Big Data (рис. 2).

Роль: Менеджеры среднего уровня принимают управленческие решения, которые влияют на внутреннюю организацию и эффективность подразделений.

Примеры должностей: Руководители отделов, региональные менеджеры, директора департаментов.

Роль информационной среды: разработка учетных систем и формирование методики для внесения информации для учетных систем, контроль качества данных, разработка методики по анализу данных. Интеграция с внешними источниками, различными базами данных.

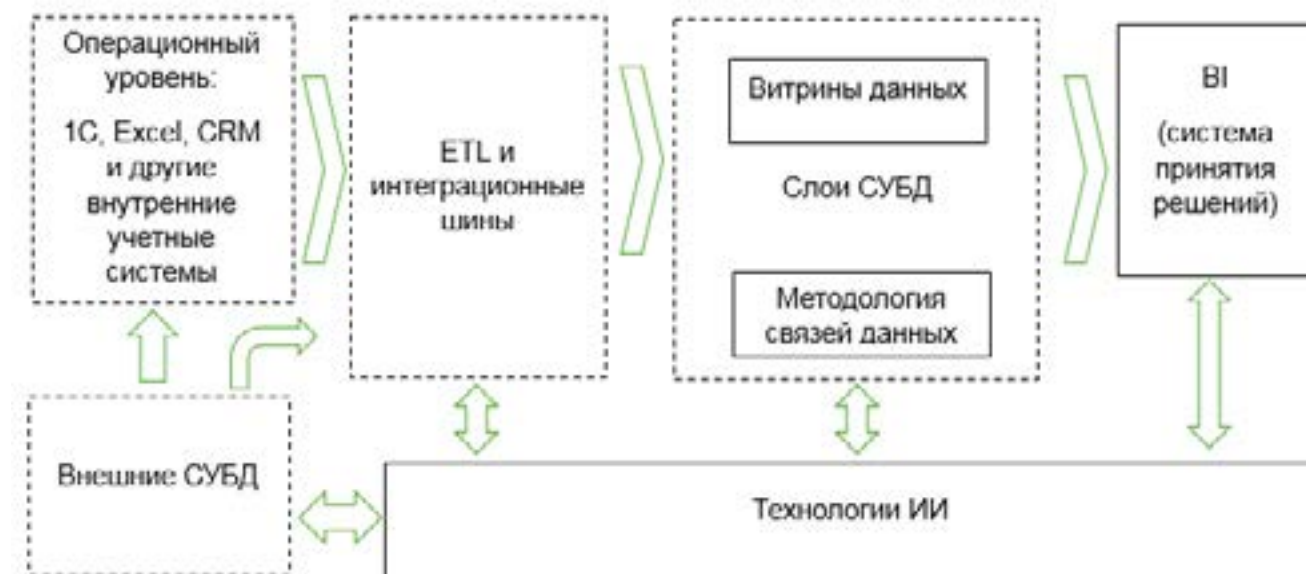


Рис. 2. Архитектура Big Data применяемая на предприятии, для обеспечения разработки и принятия управленческих решений

Вид архитектуры BigData: СУБД (ClickHouse, Postgres, ArenaData и другие), интеграционные шины (Kafka, 1С и другие), ETL (AirFlow, NiFi и другие), инструменты ИИ.

3. Стратегический (или высший) уровень управления:

Основные задачи: Формулирование общей стратегии и направлений развития компании, принятие решений, влияющих на всю организацию.

Роль: Руководители высшего уровня определяют миссию и видение организации, устанавливают долгосрочные цели и распределяют значительные ресурсы.

Примеры должностей: Главный исполнительный директор (CEO), главный операционный директор (COO), члены совета директоров.

Роль информационной среды: стратегическое решение по внедрению и развитию учетных, а также аналитических систем. Являются основными пользователями систем принятия управленческих систем, формируют функциональные требования к данным.

Вид архитектуры BigData: BI-системы, отображающие заранее подготовленную информацию операционным и тактическим слоем. BI-система может быть как полностью разработанной самостоятельно, так и внедрена на базе крупных отечественных разработок: Alpha BI, Delta BI, PIX BI, Visiology, DataLens и другие крупнейшие системы, обладающие расширенными возможностями отображения данных, подключения инструментов ИИ и способности обрабатывать большие потоки данных.

Технология процесса автоматизации принятия решения стратегического уровня управления

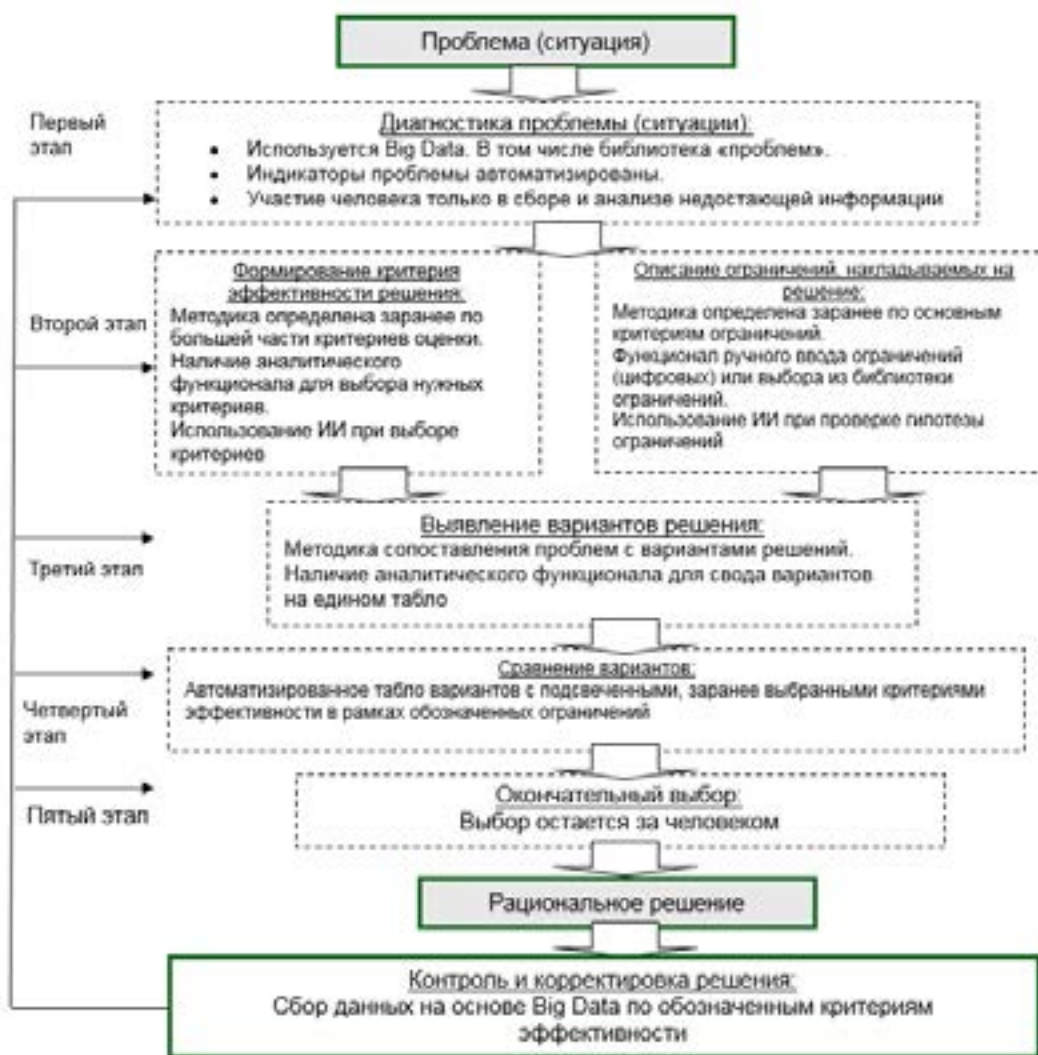


Рис. 3. Схема разработки рационального управленческого решения с применением инструментов Big Data



Рис. 4. Схема автоматизации процесса принятия решения первого и второго этапов

Источник: составлено автором.

На этапе 1 и 2 процесса принятия решения, необходимо определить методику работы ИИ (рис. 3, 4).

Лицо принимающее решение, для диагностики проблемы, в VI системе описывает в соответствующем порядке проблему, которую необходимо решить. Технология ИИ обрабатывает этот запрос и преобразует в структуру, запроса, который формирует необходимый контент данных из соответствующих источников информации (как внешние, так и внутренние базы данных).

Для выбора наиболее подходящего варианта из 10 описанных (выбранных принимающим решение лицом) факторов, каждый из которых обладает 15 различными характеристиками или критериями, можно использовать многокритериальный метод принятия решений с элементами машинного обучения (см. рис. 4).

Описание методики и технологии процесса автоматизации, а также обучения ИИ.

1. Предварительная обработка данных.

Нормализация значений всех 15 характеристик для каждого из 10 факторов, чтобы привести их к единому масштабу (например, от 0 до 1).

Для оценки степени взаимодействия данных с методами обработки можно использовать различные метрики, такие как корреляция, регрессионный анализ, кластерный анализ и другие.

Для решения организации научного подхода сбора данных необходимы принципы получения этих больших данных:

- создание конвейера данных для обработки, сданных в целях составления оценочной статистики;
- создание системы информационных технологий для инструмента моделирования с использованием искусственного интеллекта для измерения параметров;
- проведение сбора данных с лагом в целях измерения параметров деятельности объекта изучения;
- возможности обработки данных и расчетов экономических показателей в автоматическом режиме;
- создание конвейера данных для расчета индексов на данных;
- создание реестра как электронной базы данных, так и результатов анализа;
- систематический анализ информации с использованием методов машинного обучения;
- создание и внедрение сетевых технологий [9, С. 61-66].

Проверка на наличие пропущенных данных и их обработка (например, заполнение средними значениями).

2. Определение весов критериев.

Использование метода анализа иерархий (АНП) или CRITIC метода для определения относительной важности каждого из 15 критериев.

Вес критериев, в отличие от данных, будем назначать искусственно, последовательно снижая значение одного критерия при равенстве двух других. Взаимодействие весов критериев представим в виде последовательности (1):

$$x - y - z \quad (1)$$

где x , y , z — соответственно вес первого, второго и третьего критериев.

При этом в качестве обязательного атрибута исследования обозначим условие $x - y - z - 1$ [3, С. 170-178].

На основании аргументов, можно в определенной степени констатировать взвешенность показанного подхода, демонстрирующего стабильность результата вне зависимости от изменения структуры критериев при сохранении логичности в конструкторском плане в отношении полученных результатов [3, С. 170-178].

Альтернативно, можно применить алгоритмы машинного обучения (например, градиентный бустинг) для определения важности признаков на основе исторических данных, если таковые имеются.

3. Расчет взвешенных оценок:

- Умножение нормализованных значений каждой характеристики на соответствующий вес критерия.
- Суммирование взвешенных значений для каждого фактора, получая таким образом общий балл для каждого из 10 факторов.

4. Применение методов нечеткой логики:

- Определение функций принадлежности для каждого критерия, чтобы учесть неопределенность и субъективность в оценках.

- Использование нечетких правил вывода для агрегирования оценок по различным критериям.

5. Учет ограничений и предпочтений.

Внедрение алгоритма оптимизации с ограничениями (например, линейное программирование или генетические алгоритмы) для учета возможных ограничений или предпочтений при выборе фактора (рис. 5).



Рис. 5. Схема автоматизации процесса принятия решения третьего этапа

Источник: составлено автором.

6. Использование алгоритма TOPSIS (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution):

- Определение идеального положительного и идеального отрицательного решений на основе взвешенных нормализованных значений.
- Расчет евклидова расстояния каждого фактора от идеального положительного и идеального отрицательного решений.
- Вычисление относительной близости каждого фактора к идеальному решению [14].

7. Применение ансамблевых методов:

- Использование нескольких алгоритмов машинного обучения (например, случайный лес, градиентный бустинг, нейронные сети) для оценки факторов.
- Агрегирование результатов различных моделей с помощью взвешенного голосования или стекинга.

Высокие результаты работы сетей глубокого обучения обусловлены большим количеством настраиваемых коэффициентов (как следствие большого количества промежуточных слоёв). Но при таких условиях, для настройки этих коэффициентов, нужен большой объем обучающей выборки [8, С. 185-189].

Ансамбль должен иметь многоуровневую иерархическую структуру, формируемую из эффективных нейронных сетей, отобранных таким образом, что выходные сигналы нейросетей нижнего уровня, на которых обучаются нейросеть следующего уровня, имели минимальную корреляцию и обеспечивали максимально возможную взаимную компенсацию погрешности отдельных прогнозов с помощью этой нейросети (рис. 6) [8, С. 185-189].



Рис. 6. Схема автоматизации процесса принятия решения четвертого этапа

Источник: составлено автором.



Рис. 7. Схема автоматизации процесса принятия решения пятого и контрольного этапов

Источник: составлено автором.

8. Анализ чувствительности:

- Проведение анализа чувствительности для определения устойчивости результатов к изменениям входных параметров.

- Использование метода Монте-Карло для моделирования различных сценариев и оценки вероятности выбора каждого фактора.

9. Интерпретация результатов.

Использование методов объяснимого ИИ (например, SHAP values или LIME) для интерпретации вклада каждой характеристики в итоговое решение.

10. Итоговый выбор.

Ранжирование 10 факторов на основе их итоговых оценок, полученных в результате применения вышеописанных методов.

Многокритериальная оценка альтернатив методом взвешенной суммы критериев (2):

$$F(X) = \sum w_i * f_i(X), \quad (2)$$

где X – вектор параметров варианта, w_i – вес i -го критерия, $f_i(X)$ – значение i -го критерия.

Выбор варианта X^* , максимизирующего функцию полезности $F(X)$ при заданных ограничениях:

$X^* = \arg \max F(X)$ при условии $g_i(X) \leq b_i$, где $g_i(X)$ – i -ое ограничение, b_i – граничное значение.

Визуализация альтернатив на диаграмме Парето и финальное утверждение лицом, принимающим решение, на дашборде BI-системы.

Для решения проблемы многомерной Парето-оптимальной визуализации данных, которая помогает в задаче принятия многокритериальных решений (MCDM) [13].

PaletteStarViz (подход к визуализации Парето) также позволил применять различные схемы выбора цвета и размеров маркеров для фильтрации и выделения важных многокритериальных функций, четко обозначив несколько критических точек, которые могут помочь снизить когнитивную нагрузку на лиц, принимающих решения (рис. 7) [13].

Результаты исследования и их обсуждение

Таким образом, применение больших данных в принятии решений сводится не к самому процессу использования больших данных, а именно результатов, полученных средствами больших данных. Иными словами, «улучшение» принятия решений происходит под воздействием применения вычлененной из больших данных информации, представленной в виде закономерностей, ценных сведений, прогнозов, визуализированной информации, причинно-следственных связей и т. п. результатам анализа; открытым и связанным с ними остается вопрос достоверности первоисточников, на основании которых делаются выводы, доверия к ним, а также фактической применимости результатов анализа больших данных в управлении (реальной ценности извлеченных данных). Подобное разграничение использования больших данных и аналитики больших данных в принятии управленческих решений может быть положено в основу разработки методологии эффективного (гарантированного) использования больших данных в управлении. В пользу отождествления эффективности использования больших данных в принятии управленческих решений с извлекаемыми ценными сведениями – результатами анализа больших данных, играет также существующая практика продажи основанных на больших данных аналитических прогнозов бизнес-субъектам (функционирование маркетплейсов больших данных).

Результаты анализа научной литературы позволяют отметить отсутствие выделенных или разработанных критериев или показателей оценки ситуаций (внутренних и внешних), требующих принятия управленческих решений на основе использования больших данных (полученных их средствами сведений), несмотря на то, что данная проблема неоднократно поднималась рядом авторов (С.А. Шмелевой, О.Л. Королевым, А.В. Маркеевой и др.). Разработка таких критериев не может стать процессом универсальным и напрямую связана с конкретно применяемой конфигурацией технологий сбора, хранения, обработки, накопления, анализа, систематизации больших данных; также данные критерии будут зависеть от области применения вычлененных из больших данных сведений; а также немаловажно учитывать конкретного субъекта управления, который будет использовать большие данные в поддержке принимаемых управленческих решений. Возможным видится выделение таких критериев в разрезе относительно традиционных методических подходов – риск-ориентированного, затратного, стоимостного и других, в том числе с применением технологий искусственного интеллекта, которые позволят оценивать применение больших данных в принятии управленческих решений с позиции обоснованности такого применения сугубо в управленческой практике (например, с позиции затратного подхода – минимизация

затрат, повышение экономической эффективности; риск-ориентированного — снижение рисков; стоимостного — влияние на стоимость бизнеса и т. п.). Тем не менее, нельзя отказываться от учета критериев, которые должны быть выделены на уровне методологии, организационной системы, технических характеристик и других важных факторов-ограничений, предопределяющих характер и особенности применения больших данных в принятии управленческих решений.

Выводы

Комплексная архитектура Big Data является основой для эффективных управленческих решений на современных производственных предприятиях. Предложенная архитектура включает источники информации, инструменты передачи данных (ETL), СУБД для хранения и обработки структурированных данных, и системы визуализации (BI), что создает полноценную экосистему для аналитики и принятия решений.

Обозначены три уровня управления (операционный, тактический и стратегический) с соответствующими для каждого уровня инструментами Big Data. Такой подход обеспечивает оптимальную информационную поддержку для различных управленческих задач:

- Операционный уровень фокусируется на первичном вводе данных в учетные системы
- Тактический уровень обеспечивает обработку данных через ETL и СУБД
- Стратегический уровень использует BI-системы для принятия решений на основе подготовленной информации

Разработана методика автоматизации принятия управленческих решений с использованием Big Data, включающая:

- диагностику проблемы с применением аналитики данных;
- формирование критериев эффективности и ограничений;
- выявление вариантов решения на основе анализа данных;
- сравнение вариантов с помощью автоматизированных инструментов;
- окончательный выбор, который остается за человеком.

Раскрыто значение технологий искусственного интеллекта для повышения качества управленческих решений. Предложены методики машинного обучения для работы с многокритериальными задачами, включая методы анализа иерархий, алгоритм TOPSIS, ансамблевые методы, и использование нечеткой логики.

Таким образом, успешное внедрение Big Data требует комплексного подхода, охватывающего как технологические, так и организационные аспекты. Необходимо тщательно планировать инфраструктуру, которая должна быть производительной и масштабируемой для работы с увеличивающимися объемами данных.

Работа имеет высокую практическую ценность для производственных предприятий, стремящихся улучшить процесс принятия управленческих решений. Предложенные схемы автоматизации для каждого этапа принятия решения могут служить дорожной картой для внедрения аналитических систем, а детальное описание методик обработки данных и машинного обучения позволяет реализовать предложенный подход на практике.

Документ представляет собой комплексное исследование интеграции технологий Big Data в управленческие процессы производственных предприятий. Предложена целостная методология, объединяющая различные технологические инструменты в единую систему поддержки принятия решений, которая учитывает специфику разных уровней управления. Особую ценность представляет разработанная автором пятиэтапная схема автоматизации процесса принятия решений с детальным описанием технологических решений для каждого этапа, что делает исследование полезным руководством для практического внедрения.

Литература

1. Березовская Е.А. Работа с сервисом бизнес-аналитики Yandex DataLens. Ростов-н/Д.: Таганрог: Южный федеральный университет, 2022. 92 с.
2. Боков И.С. Анализ больших данных как средство управления потребительским поведением // E-Scio. 2019. № 9 (36). С. 1-7.
3. Гончаров К.А. Модификация метода анализа иерархий на основе устранения субъективности экспертных оценок на примере выбора рационального варианта системы приводов ленточного конвейера // Научно-технический вестник Брянского государственного университета. 2024. № 3. С. 170-178.

4. Королев О.Л., Апатова Н.В., Круликовский А.П. «Большие данные» как фактор изменения процессов принятия решений в экономике // *Ф-Еconomy*. 2017. № 4. С. 31-38.
5. Лугвищик Т.А., Писарюк С.Н. роль технологии big data в процессе принятия управленческих решений // Мир компьютерных технологий: сборник статей всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. Севастополь, 05–09 апреля 2021 года / Министерство науки и высшего образования РФ, Севастопольский государственный университет. Севастополь: Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Севастопольский государственный университет», 2021. С. 60-65.
6. Маркеева А.В., Гавриленко О.В. Большие данные как исследовательская технология: возможности и ограничения применения в современной управленческой практике // *Общество: социология, психология, педагогика*. 2021. № 12 (92). С. 94-103.
7. Оленьков Е.А. Современные потребности и возможности автоматизировать процесс принятия управленческих решений с помощью инструментов Big Data: обзор научных исследований // *Kant*. 2024. № 2 (51). С. 106-115. DOI: 10.24923/2222-243X.2024-51.18.
8. Староверов Б.А., Хамитов Р.Н. Реализация глубокого обучения для прогнозирования при помощи ансамбля нейронных сетей // *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*. 2023. № 4. С. 185-189. DOI: 10.24412/2071-6168-2023-4-185-189.
9. Тимофеев А.Г., Лебединская О.Г. О построении эффективной организации обработки данных для экономического анализа // *Транспортное дело России*. 2023. № 6. С. 61-66. DOI: 10.52375/20728689_2023_6_61.
10. Утепбергенов А.О. Большие данные в управлении человеческими ресурсами // *Экономика и социум*. 2022. № 4-3 (95). С. 513-519.
11. Шмелева С.А. Большие данные в процессе принятия решений: от анализа теорий к оценке эффективности практик // *Известия СПбГЭУ*. 2022. №3 (135). С. 205-212.
12. Михненко П.А. Теория менеджмента: учебник. 4-е изд. переработанное и дополненное. М.: Синергия, 2019. С. 34-35.
13. AKM Khaled Ahsan Talukder, Computational Optimization and Innovation Laboratory, Michigan State University, East Lansing, Michigan, 48824. — COIN Report Number 2020008. 2020 [Электронный ресурс]. URL: <https://www.egr.msu.edu/~kdeb/papers/c2020008.pdf> (дата обращения 16.03.2025).
14. Mehrbakhsh Nilashi, Abbas Mardani, Huchang Liao, Hossein Ahmadi, Azizah Abdul Manaf and Wafa Almkadi. A Hybrid Method with TOPSIS and Machine Learning Techniques for Sustainable Development of Green Hotels Considering Online Reviews Sustainability. 2019. № 11. DOI: 10.3390/su11216013201.