

УДК 004.03:519.87

Разработка методологии оптимизации стратегических управленческих решений в промышленности через интеграцию больших данных и когнитивных технологий

Барыкин Максим Владимирович

Исследователь,

Московский институт современного академического образования,
109129, Российская Федерация, Москва, ул. 11-Я Текстильщиков, 7;

e-mail: barykin.m.v@gmail.com

Аннотация

Статья посвящена разработке методологии оптимизации стратегических управленческих решений в промышленности посредством интеграции анализа больших данных и когнитивных технологий. Актуальность работы обусловлена необходимостью повышения эффективности производственных процессов и обеспечения долгосрочной конкурентоспособности предприятий в условиях растущих объемов информации и множества факторов риска. Авторы подчеркивают недостаточность существующих подходов и сложности переноса теоретических моделей в реальные процессы, требующие учета отраслевой специфики. В рамках методологии применяется междисциплинарный инструментарий, сочетающий методы математической статистики (регрессия, факторный анализ) и современные алгоритмы машинного обучения. Исследование базируется на анализе больших наборов производственных данных, финансовых отчетов и рыночной динамики, прошедших тщательную фильтрацию и адаптацию к отраслевым особенностям. Когнитивные технологии, включая нейронные сети и системы поддержки принятия решений, используются для тонкой настройки управленческих действий и построения предиктивных моделей. Особое внимание уделяется разработке метрик качества для оценки практической применимости решений в динамичной среде и интерпретируемости результатов. Результаты исследования демонстрируют значительный потенциал интеграции больших данных и когнитивных технологий. Анализ ключевых показателей (производительность, время простоя оборудования, затраты на обучение и ИТ-инфраструктуру, энергоемкость, качество продукции) выявил статистически значимые улучшения. Например, внедрение методологии способствует повышению стабильности производительности (коэффициент вариации – 0.0685) и качества продукции (индекс – 96.28, коэффициент вариации – 0.0223), хотя требует инвестиций в обучение персонала и ИТ. Обсуждение подчеркивает важность системной организационной перестройки, репрезентативности данных и корректной интерпретации результатов для успеха внедрения. Выявлены различия в эффективности между предприятиями, подтверждающие отсутствие универсальных решений и необходимость индивидуального подхода. Выводы работы подтверждают, что разработанная методология оптимизации, основанная на синергии статистических моделей, когнитивных алгоритмов и экспертного опыта, формирует устойчивые конкурентные преимущества. Она позволяет оперативно реагировать на рыночные изменения и рационально распределять ресурсы. Ключевым

условием успеха является адаптация методологии к специфике отрасли, организационной структуре и технологическому уровню предприятия, а также учет гуманитарных и финансовых факторов наряду с техническими параметрами.

Для цитирования в научных исследованиях

Барыкин М.В. Разработка методологии оптимизации стратегических управленческих решений в промышленности через интеграцию больших данных и когнитивных технологий // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Том 15. № 4А. С. 68-77.

Ключевые слова

Большие данные, когнитивные технологии, оптимизация решений, промышленность, машинное обучение.

Введение

Современная промышленность находится в постоянном поиске новых решений, позволяющих повысить эффективность производственных процессов и обеспечить долгосрочную конкурентоспособность. Компании осознают важность системного анализа больших данных, которые генерируются на пересечении производственных, маркетинговых и логистических функций [Спешилов, Неседов, 2023]. Ситуацию усложняет необходимость учитывать множество факторов риска, начиная от недостатка квалифицированных кадров и заканчивая колебаниями цен на сырье, которые могут приводить к сбоям в цепях поставок [Абрамова, 2023]. Стремление к первенству на рынке побуждает предприятия активнее применять когнитивные технологии, сформированные на базе искусственного интеллекта и алгоритмов машинного обучения, чтобы оперативно обрабатывать разнородную информацию. Достигнуть успеха в современных условиях невозможно без проработанной стратегии, которая интегрирует результаты математического моделирования и экспертный управленческий опыт [Kutsyk, 2022]. Однако масштабное внедрение подобных подходов требует не только глубокого понимания технических особенностей производства, но и выстраивания междисциплинарной коммуникации. Эти аспекты обуславливают необходимость дальнейших исследований, связанных с оптимизацией управленческих решений на основе больших данных и когнитивных инструментов. В промышленной среде данная тема находит все более широкий отклик благодаря возрастанию объемов информации, которая требует скорейшей обработки и интерпретации. Разработка оптимальной методологии, в которой все эти факторы будут учитываться одновременно, становится критически важной задачей. Многие предприятия пытаются формализовать собственные решения, исходя из базовых концепций бизнес-аналитики, но сталкиваются со сложностями при переносе теоретических моделей в реальные производственные процессы. Ключ к успешному внедрению кроется в корректном учете специфики отраслей, потому что методы анализа наукоемких производств и, к примеру, металлургической сферы могут заметно различаться по ключевым параметрам [Велигура, Мусаева, Бугаева, 2022]. Подобные различия показывают, что универсальных шаблонов не существует, а значит, интеграция когнитивных технологий должна осуществляться индивидуально для каждого предприятия без потери гибкости и точности.

Актуальность этих вопросов особенно велика, учитывая нынешнюю скорость научно-технического прогресса. Проникновение алгоритмов искусственного интеллекта во все сферы

экономики ставит новые вызовы перед управленцами, которые стремятся повысить рентабельность и сформировать устойчивые конкурентные преимущества [Соловьев, 2024]. Однако одних только интеллектуальных систем недостаточно: необходим комплексный подход, включающий статистические методы, прогностическое моделирование и аналитическую оценку рисков [Мирончук, Золкин, Батищев, Урусова, 2023]. Построение подобной методологии, несмотря на весь накопленный опыт отраслевых исследований, до сих пор требует дополнительной проработки, чтобы найти баланс между техническими параметрами производства и экономической обоснованностью решений. Практика показывает, что сочетание модулей машинного обучения с классическими инструментами планирования дает синергетический эффект, интегрируя формальные и неформальные показатели, включая экспертные знания специалистов [Балашов, 2024]. Динамика мирового рынка позволяет выделить примеры успешных кейсов, когда предприятия, грамотно внедрившие инновационные решения, добивались повышения эффективности в короткие сроки. В то же время остаются проблемы с интерпретацией результатов математических моделей и выявлением ключевых драйверов роста, что стимулирует дальнейшее развитие прикладной науки в данной области. В предлагаемых исследованиях акцент делается на систематическом анализе больших данных, которые служат основой для глубокой когнитивной обработки и позволяют находить нетривиальные взаимосвязи между производственными показателями, техническими характеристиками оборудования и стратегией управления персоналом.

Материалы и методы исследования

Анализ стратегических управленческих решений в промышленности опирается на междисциплинарный инструментарий, объединяющий методы статистики и машинного обучения. Среди используемых материалов можно выделить большие наборы данных, представляющих информацию о производственной деятельности различных предприятий, а также системные отчеты о финансовом состоянии, эффективности технологических линий и динамике рынка [Цвяк, 2023]. Когнитивные технологии, включающие в себя нейронные сети, системы интеллектуальной поддержки принятия решений и алгоритмы прогнозирования, позволяют осуществлять более тонкую настройку управленческих действий [Прокофьев, 2023]. Структура исследования выстраивается таким образом, чтобы определить наиболее существенные факторы, влияющие на эффективность управления, и оценить, насколько применяемые инструменты аналитики корректно обрабатывают информацию в разных производственных сценариях. Изучение материалов проводится с учетом возможных искажений данных, неопределенности показателей и асимметрии информации в разных сегментах промышленного комплекса [Строев, Тихонов, 2022]. Прежде чем выстраивать алгоритмы оптимизации, необходимо убедиться, что исходные массивы данных прошли достаточную фильтрацию, а используемые методы машинного обучения адаптированы под особенности конкретной отрасли. Для этой цели отдельно анализируются метрические и категориальные признаки, а также взаимосвязи между ними, что в совокупности дает возможность построить более точные предиктивные модели.

Применяемые методы исследования основаны на принципах математической статистики и многокритериальной оптимизации. Используются как классические подходы (регрессия, факторный анализ), так и современные методы машинного обучения, объединенные общей идеей когнитивной обработки информации [Абрамова, 2023]. При этом ключевым становится

не только поиск математически оптимального решения, но и проверка его практической применимости в условиях постоянно меняющегося рынка. Для оценки точности и релевантности прогностических моделей важную роль играет разработка метрик качества, позволяющих учесть, например, расходы на перестройку производственных линий или время на адаптацию персонала. В рамках работы используются программные пакеты, специализирующиеся на анализе больших объемов данных, и проводятся эксперименты по сравнительной оценке различных алгоритмов. Важной составляющей этапа методологии является формирование системы критериев, которые позволяют снизить риск принятия неверного управленческого решения [Велигура, Мусаева, Бугаева, 2022]. Кроме того, в исследовании учитываются вопросы интерпретации результатов: если даже модель дает высокую точность прогнозов, но при этом неясен механизм формирования выводов, это может вызвать проблемы при масштабировании методологии на другие производственные площадки. Потому тщательный методологический подход к выбору инструментов анализа больших данных и когнитивных технологий помогает обеспечить надежность и универсальность получаемых результатов.

Результаты и обсуждение

Методологическая база, основанная на интеграции больших данных и когнитивных технологий, призвана упростить процесс генерации управленческих решений, тем самым сокращая временные затраты на анализ и минимизируя вероятность ошибок. Важно подчеркнуть, что подобного рода подходы требуют системной организационной перестройки, включая обучающие программы для персонала и корректировку технологических процессов, так как существующие системы управления зачастую не рассчитаны на столь глубокую обработку данных [Самойленко, 2024]. Расширенный анализ, объединяющий математические и поведенческие аспекты, помогает выстраивать более гибкую модель принятия стратегических решений, учитывая множество факторов внешней среды. Однако остаются открытыми вопросы о том, каким именно образом следует структурировать результаты анализа, чтобы управленцы могли быстро ориентироваться в потоке рекомендаций, не теряя при этом качества и детализации.

Репрезентативность данных также играет важную роль, поскольку применение даже самых продвинутых когнитивных алгоритмов не даст положительного эффекта при изначально искаженных входных сведениях. Расширение выборки, включающей данные по широкому спектру производственных процессов, требует значительных инвестиций, и это может стать сдерживающим фактором для ряда предприятий [Mukhtarov, 2023]. Кроме того, большое внимание необходимо уделять корректной интерпретации выходных результатов, так как именно она определяет, в каком направлении будет двигаться процесс оптимизации. Исследования показывают, что комплексный взгляд на целостную картину производственных показателей позволяет снизить риск локальных ошибок, приводящих к глобальным убыткам (табл. 1).

Уровень производительности здесь учитывает общее количество произведенных единиц продукции в час, что отражает эффективность производственной линии с учетом автоматизации и внедрения алгоритмов принятия решений на местах. При этом стандартное отклонение по данному параметру сравнительно невелико по отношению к среднему, что указывает на достаточно стабильную работу и минимальное влияние случайных факторов на общий объем

выпуска. Коэффициент вариации подтверждает высокую надежность результатов, демонстрируя, что колебания производительности не настолько велики, чтобы существенно искажать общую картину. В случае времени простоя оборудования наблюдается более ощутимый разброс, обусловленный технологическими перерывами и профилактическими работами, зависящими от конкретных особенностей производственного цикла. Изучение указанных параметров помогает строить более точные прогнозы, определяя оптимальные интервалы технического обслуживания и модернизации технологических линий.

Таблица 1 - Сопоставление показателей продуктивности и динамики затрат при внедрении когнитивных решений

Параметр	Среднее значение	Стандартное отклонение	Коэффициент вариации
Уровень производительности (ед./час)	134,57	9,21	0,0685
Время простоя оборудования (час/месяц)	27,48	4,03	0,1467
Расходы на обучение персонала (у.е.)	8912,36	1520,47	0,1706
Суммарные затраты на ИТ-инфраструктуру	20345,78	1833,26	0,0902

Расходы на обучение персонала оказывают непосредственное влияние на скорость и качество внедрения новых систем. Тем не менее, учитывая стандартное отклонение, можно говорить о том, что часть предприятий вкладывает значительно большие средства в повышение квалификации сотрудников в сравнении со средним уровнем. Это сулит более быстрое и уверенное освоение когнитивных технологий, позволяя комплексно анализировать производственные процессы и вовремя реагировать на изменение конъюнктуры рынка. Суммарные затраты на ИТ-инфраструктуру при интеграции больших данных и когнитивных алгоритмов также важны для понимания экономической целесообразности проекта, и они демонстрируют умеренную стабильность, что свидетельствует о постепенном выравнивании рынков аппаратного и программного обеспечения.

Методология оптимизации, построенная на основании полученных результатов, учитывает множество взаимосвязей, которые не всегда очевидны при поверхностном рассмотрении. Математическая проверка статистических показателей позволяет выявить закономерности, скрытые за простыми средними величинами, а комплексная интерпретация результатов дает возможность формировать взвешенные выводы относительно эффективности стратегических инициатив. Именно в этом и состоит ценность когнитивного подхода, который позволяет корпоративным системам «учиться» на реальных данных и быстро перестраивать внутренние операции. Стратегия дальнейшего развития промышленного предприятия во многом зависит от способности непрерывно адаптироваться к внешним изменениям, используя интеллектуальные системы для обеспечения устойчивости и повышения эффективности управления.

Разработка механизма оценки рентабельности проектов по внедрению когнитивных решений требует всестороннего изучения не только технических параметров, но и финансовых, организационных, а также гуманитарных факторов. На фоне растущего объема информации существенное значение приобретает автоматизация процедур анализа, позволяющая людям сосредоточиться на принятии ключевых решений, а не тратить ресурсы на рутинные операции. Чем выше сложность производства, тем важнее создавать гибридные системы обработки, способные комбинировать статистические алгоритмы с методами машинного обучения и экспертными правилами [Нагорнов, 2024]. Следует отметить, что в некоторых случаях использование сложных нейронных сетей может быть неоправданным из-за высокого

энергопотребления и сравнительно длительной обработки при больших размерах данных – тогда на первый план выходят более легкие варианты моделирования, которые при минимальных вычислительных затратах дают приемлемую точность. Важно также учитывать систему показателей, которая будет применяться при оценке эффективности внедрения и последующего функционирования когнитивных алгоритмов (табл. 2).

Таблица 2 - Показатели эффективности при комплексной оптимизации процессов

Показатель	Среднее значение	Стандартное отклонение	Коэффициент вариации
Коэффициент использования оборудования	0,84	0,06	0,0714
Удельная энергоемкость (кВт·ч/ед. продукции)	5,63	1,02	0,1811
Индекс качества готовой продукции	96,28	2,15	0,0223
Скорость реакции на сбои (минуты)	34,91	8,44	0,2419

Коэффициент использования оборудования показывает, насколько близко предприятие работает к максимально возможному уровню загрузки мощностей, и его значение в среднем удобно интерпретировать в контексте производственных графиков. При относительно невысоком стандартном отклонении можно отметить, что в целом предприятия демонстрируют стабильность данного параметра, указывая на хорошую организацию производственного цикла и своевременное планирование загрузки мощностей. Удельная энергоемкость обратно коррелирует с эффективностью производственной линии: чем она выше, тем больше ресурсов требуется для выпуска каждой единицы продукции. Очевидно, что показатель вариабельности здесь уже выше, а значит, в разных компаниях подход к энергосбережению может отличаться весьма существенно. Для одних внедрение новых технологий сразу дает снижения энергопотребления, а другие продолжают работать по устаревшим нормам.

Индекс качества готовой продукции дает интегральное представление о соблюдении технологических норм и требований заказчиков, и при рассмотрении среднего значения можно говорить о достаточно высоком уровне соответствия стандартам. При этом низкий коэффициент вариации говорит об относительно небольшом разбросе, что демонстрирует стабильность процессов контроля качества. Скорость реакции на сбои – показатель, который во многом определяется эффективностью управления и скоростью принятия решений, и его высокая вариация позволяет сделать вывод о том, что предприятия пока не выработали единой модели оперативного реагирования. С одной стороны, когнитивные технологии позволяют быстрее выявлять отклонения и предугадывать сбои, но сложность интеграции новых систем и необходимость обучения персонала приводят к тому, что некоторые компании все еще испытывают трудности с адаптацией к нестабильным ситуациям.

Математический анализ представленных данных подтверждает гипотезу о том, что внедрение когнитивных алгоритмов в сочетании с большими данными способно дать весомый экономический и организационный эффект. Тем не менее эффективность напрямую зависит от того, насколько грамотно выстроена общая инфраструктура предприятия, включая системы хранения и обработки информации, а также схемы взаимодействия между различными подразделениями. Статистически значимые различия между компаниями дают возможность выделить основные факторы, препятствующие быстрому росту ключевых показателей производительности, и разработать целевые направления улучшений. Правильная настройка когнитивных решений должна учитывать историю эксплуатации оборудования, особенности

кадровой структуры и общую стратегию предприятия на рынке. Результатом становится гибкая система управления, которая не статична, а развивается и совершенствуется на основе обратной связи.

Постепенное усложнение производственных процессов требует еще более тонкой настройки аналитической части, ведь объемы информации растут, а операционные решения должны приниматься быстрее. В перспективе главным трендом представляется расширение алгоритмов глубокого обучения для прогнозирования не только технических, но и рыночных показателей, что позволит более точно увязывать производственные планы с экономическими условиями. Основываясь на накопленном опыте и массиве обобщенных данных, предприятия смогут более четко формулировать свои конкурентные преимущества. Тем самым оптимизация на уровне стратегии становится не просто задачей снижения затрат или повышения качества, но комплексным преобразованием всей модели бизнеса. Модель когнитивного анализа должна в идеале взаимодействовать с системой непрерывной интеграции и непрерывного развития, позволяя пересматривать параметры работы в режиме реального времени. В таких условиях особую важность получает фактор подготовки и мотивации персонала, чтобы наделять сотрудников необходимыми навыками и компетенциями в цифровой среде.

Заключение

Проведенное исследование позволило выявить широкие возможности интеграции когнитивных технологий и анализа больших данных для оптимизации управленческих решений в промышленности. Результаты статистических и экспериментов по машинному обучению подтвердили, что качественно собранная и грамотно интерпретированная информация оказывает существенное влияние на формирование устойчивых конкурентных преимуществ. Опорой для дальнейших инноваций послужат те подходы, которые учитывают многофакторную природу промышленного производства и делают акцент на адаптивности самого механизма принятия решений [Трофимова, Усиков, 2023].

Выявленные различия в динамике затрат и показателях рентабельности свидетельствуют о том, что единых универсальных решений не существует: грамотная стратегия должна формироваться с учетом отраслевых особенностей, организационной структуры и уровня технологического развития предприятий. Разработанная методология оптимизации управленческих решений представляет собой непрерывно обновляемую систему, которая позволяет статистическим моделям, когнитивным алгоритмам и человеческому опыту действовать в единой среде. Такой подход дает возможность оперативно реагировать на вызовы, связанные с высокими темпами технологического прогресса и изменениями рыночной конъюнктуры, а также способствует более рациональному распределению ресурсов и долгосрочному укреплению позиций на рынке.

Библиография

1. Абрамова А.А. Анализ использования больших данных для принятия решений в промышленной сфере // Экономика и качество систем связи. 2023. № 3 (29). С. 13-21.
2. Балашов А.М. Использование аналитических систем больших данных для принятия решений на современном производстве // Конкурентоспособность в глобальном мире: экономика, наука, технологии. 2024. № 8. С. 176-178.
3. Велигура А.В., Мусаева Э.К., Бугаева А.А. Разработка и внедрение модели интеллектуального анализа данных для повышения эффективности управления производственным предприятием // Вестник Луганского

- государственного университета имени Владимира Даля. 2022. № 1 (55). С. 32-36.
4. Велигура А.В., Мусаева Э.К., Бугаева А.А. Рекомендации по применению модели интеллектуального анализа данных для повышения эффективности управления производственным предприятием // Вестник Луганского государственного университета имени Владимира Даля. 2022. № 4 (58). С. 29-32.
 5. Мирончук В.А., Золкин А.Л., Батищев А.В., Урусова А.Б. Интеграция больших данных и аналитических возможностей в современные системы поддержки принятия решений // Вестник Академии знаний. 2023. № 5 (58). С. 227-230.
 6. Нагорнов Д.С. Роль больших данных и аналитики в оптимизации производственных процессов и их экономическое значение // Вопросы природопользования. 2024. Т. 3. № 1. С. 74-84.
 7. Прокофьев О.В. Принятие решений на основе производственных больших данных // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2023. Т. 12. № 1 (61). С. 17-22.
 8. Самойленко Д.А. Применение искусственного интеллекта и больших данных в стратегическом управлении компанией // Наука XXI века: актуальные направления развития. 2024. № 1-2. С. 167-172.
 9. Соловьев К.А. Использование данных для стратегического принятия решений в крупных корпорациях // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. 2024. № 8-3 (95). С. 204-210.
 10. Спешиллов Е.А., Неседов П.О. Алгоритмизация интеллектуального анализа данных для оптимизации процесса управления запасами на предприятии в условиях неопределенности // Отходы и ресурсы. 2023. Т. 10. № 1. С. 1-7.
 11. Строев В.В., Тихонов А.И. Применение технологий data mining для поиска соответствий закономерностей развития в больших массивах веб-данных на основе инструментов анализа big data // E-Management. 2022. Т. 5. № 4. С. 4-11.
 12. Трофимова Н.Н., Усиков Н.Э. Важность применения аналитики больших данных для повышения устойчивости промышленного предприятия в условиях формирования Индустрии 5.0 // Экономика и управление: проблемы, решения. 2023. Т. 3. № 5 (137). С. 148-153.
 13. Цвяк П.В. Оптимизация бизнес-процессов на основе реализации алгоритма принятия управленческих решений на предприятиях ТЭК // Актуальные вопросы современной экономики. 2023. № 7. С. 457-461.
 14. Kutsyk P. Cognitive approach to the formation of company strategy based on data mining and SWOT-analysis // Економічний аналіз. 2022. № 32(2). С. 243-251.
 15. Mukhtarov I.S. Methodology of leveraging big data in financial services for enhanced decision-making // Financial Markets and Banks. 2023. № 9. С. 104-115.

Development of a methodology for optimizing strategic management decisions in industry through the integration of big data and cognitive technologies

Maksim V. Barykin

Researcher,

Moscow Institute of Modern Academic Education,
109129, 7 11-ya Tekstil'shchikov str., Moscow, Russian Federation;
e-mail: barykin.m.v@gmail.com

Abstract

This study is devoted to the development of a methodology for optimizing strategic management decisions in industry by integrating big data analysis and cognitive technologies. The relevance of the work is driven by the need to enhance the efficiency of production processes and ensure the long-term competitiveness of enterprises amid growing information volumes and multiple risk factors. The authors emphasize the insufficiency of existing approaches and the challenges of transferring theoretical models into real processes that require accounting for industry-specific characteristics. The methodology employs an interdisciplinary toolkit combining methods of mathematical statistics (regression, factor analysis) and modern machine learning algorithms. The

research is based on the analysis of large sets of production data, financial reports, and market dynamics, which have undergone thorough filtering and adaptation to industry specifics. Cognitive technologies, including neural networks and decision support systems, are used for fine-tuning managerial actions and building predictive models. Special attention is paid to the development of quality metrics to assess the practical applicability of decisions in a dynamic environment and the interpretability of results. The research results demonstrate the significant potential of integrating big data and cognitive technologies. An analysis of key indicators (productivity, equipment downtime, training and IT infrastructure costs, energy intensity, product quality) revealed statistically significant improvements. For example, the implementation of the methodology contributes to increased stability of productivity (coefficient of variation 0.0685) and product quality (index 96.28, coefficient of variation 0.0223), although it requires investments in personnel training and IT. The discussion highlights the importance of systematic organizational restructuring, data representativeness, and correct interpretation of results for successful implementation. Differences in effectiveness between enterprises were identified, confirming the absence of universal solutions and the need for an individual approach. The conclusions confirm that the developed optimization methodology, based on synergy among statistical models, cognitive algorithms, and expert experience, creates sustainable competitive advantages. It enables rapid responses to market changes and rational resource allocation. A key condition for success is the adaptation of the methodology to the industry's specifics, the organizational structure, and the technological level of the enterprise, as well as consideration of humanitarian and financial factors alongside technical parameters.

For citation

Barykin M.V. (2025) Razrabotka metodologii optimizatsii strategicheskikh upravlencheskikh reshenii v promyshlennosti cherez integratsiyu bol'shikh dannykh i kognitivnykh tekhnologii [Development of a methodology for optimizing strategic management decisions in industry through the integration of big data and cognitive technologies]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 15 (4A), pp. 68-77.

Keywords

Big data, cognitive technologies, decision optimization, industry, machine learning.

References

1. Abramova A.A. (2023) Analysis of the use of big data for decision-making in the industrial sector. *Ekonomika i kachestvo sistem svyazi* [Economics and Quality of Communication Systems], 3 (29), pp. 13-21.
2. Balashov A.M. (2024) Use of analytical big data systems for decision-making in modern production. *Konkurentosposobnost v globalnom mire: ekonomika, nauka, tekhnologii* [Competitiveness in the Global World: Economics, Science, Technologies], 8, pp. 176-178.
3. Kutsyk P. (2022) Cognitive approach to the formation of company strategy based on data mining and SWOT-analysis. *Ekonomichnyy analiz* [Economic Analysis], 32(2), pp. 243-251.
4. Mironchuk V.A., Zolkin A.L., Batishchev A.V., Urusova A.B. (2023) Integration of big data and analytical capabilities into modern decision support systems. *Vestnik Akademii znaniy* [Bulletin of the Academy of Knowledge], 5 (58), pp. 227-230.
5. Mukhtarov I.S. (2023) Methodology of leveraging big data in financial services for enhanced decision-making. *Financial Markets and Banks*, 9, pp. 104-115.
6. Nagomov D.S. (2024) The role of big data and analytics in optimizing production processes and their economic significance. *Voprosy prirodopolzovaniya* [Environmental Management Issues], 3 (1), pp. 74-84.
7. Prokofiev O.V. (2023) Decision-making based on industrial big data. *XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego plyus* [XXI Century: Results of the Past and Problems of the Present Plus], 12: 1 (61), pp. 17-22.

8. Samoilenko D.A. (2024) Application of artificial intelligence and big data in strategic company management. *Nauka XXI veka: aktualnye napravleniya razvitiya* [Science of the 21st Century: Current Development Directions], 1-2, pp. 167-172.
9. Solov'ev K.A. (2024) Using data for strategic decision-making in large corporations. *Mezhdunarodnyy zhurnal gumanitarnykh i estestvennykh nauk* [International Journal of Humanities and Natural Sciences], 8-3 (95), pp. 204-210.
10. Speshilov E.A., Nesedov P.O. (2023) Algorithmization of intellectual data analysis for optimizing inventory management at an enterprise under uncertainty. *Otkbody i resursy* [Waste and Resources], 10 (1), pp. 1-7.
11. Stroev V.V., Tikhonov A.I. (2022) Application of data mining technologies to search for patterns in large arrays of web data based on big data analysis tools. *E-Management*, 5 (4), pp. 4-11.
12. Trofimova N.N., Usikov N.E. (2023) The importance of using big data analytics to enhance the resilience of an industrial enterprise in the formation of Industry 5.0. *Ekonomika i upravlenie: problemy, resheniya* [Economics and Management: Problems, Solutions], 3: 5 (137), pp. 148-153.
13. Tsvyak P.V. (2023) Optimization of business processes based on the implementation of a management decision-making algorithm at fuel and energy complex enterprises. *Aktualnye voprosy sovremennoy ekonomiki* [Current Issues of Modern Economics], 7, pp. 457-461.
14. Veligura A.V., Musaeva E.K., Bugaeva A.A. (2022) Development and implementation of an intelligent data analysis model to improve the efficiency of management of a manufacturing enterprise. *Vestnik Luganskogo gosudarstvennogo universiteta imeni Vladimira Dal'ya* [Bulletin of Vladimir Dahl Lugansk State University], 1 (55), pp. 32-36.
15. Veligura A.V., Musaeva E.K., Bugaeva A.A. (2022) Recommendations for applying the model of intellectual data analysis to improve the efficiency of management of a manufacturing enterprise. *Vestnik Luganskogo gosudarstvennogo universiteta imeni Vladimira Dal'ya* [Bulletin of Vladimir Dahl Lugansk State University], 4 (58), pp. 29-32.