

УДК 005.591.6:004.8

UDC 005.591.6:004.8

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (физико-математические науки, экономические науки)

5.2.2. "Mathematical, statistical and instrumental methods in economics" (physical and mathematical sciences, economic sciences)

АНАЛИЗ ВЛИЯНИЯ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ НА ЭФФЕКТИВНОСТЬ УПРАВЛЕНИЯ БИЗНЕС-ПРОЦЕССАМИ

ANALYSIS OF THE IMPACT OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS ON THE EFFECTIVENESS OF BUSINESS PROCESS MANAGEMENT

Барановская Татьяна Петровна
доктор экон. наук, профессор, кафедры системного анализа и обработки информации
e-mail: bartp_2@mail.ru
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет», Краснодар, Российская Федерация, ул. Калинина, 13

Baranovskaya Tatiana Petrovna
Doctor of Economics, Professor, Department of System Analysis and Information Processing
e-mail: bartp_2@mail.ru
Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation, Kalinina, 13

Тахумова Оксана Викторовна
к.э.н., доцент кафедры системного анализа и обработки информации
e-mail: takhumova@yandex.ru
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет», Краснодар, Российская Федерация, ул. Калинина, 13

Takhumova Oksana Viktorovna
Candidate in Economics, Associate Professor of the Department of System Analysis and Information Processing
e-mail: takhumova@yandex.ru
Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation, Kalinina, 13

Радченко Ярослав Владимирович
обучающийся факультета управления
ФГБОУ ВО «Кубанский государственный аграрный университет», Краснодар, Российская Федерация, ул. Калинина, 13

Radchenko Yaroslav Vladimirovich
student at the Faculty of Management
Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation, Kalinina, 13

Машинное обучение (ML) представляет собой инновационный подход в управлении бизнес-процессами, обеспечивая более динамичные и адаптивные решения, чем традиционная автоматизация. В статье рассмотрены алгоритмы и статистические модели для анализа данных. Уточнены преимущества и недостатки различных типов методов ML, приведены примеры в контексте управления бизнес-процессами. Исследование показало, что алгоритмы машинного обучения оказывают значительное влияние на управление бизнес-процессами, включая повышение эффективности принятия решений, оптимизацию ресурсов и улучшение стратегического планирования. Применение ML способствует автоматизации рутинных операций и более точному прогнозированию, что снижает риски и увеличивает рентабельность организаций

Machine learning (ML) is an innovative approach to business process management, providing more dynamic and adaptive solutions than traditional automation. The article discusses algorithms and statistical models for data analysis. The advantages and disadvantages of various types of ML methods are clarified, and examples are given in the context of business process management. The study showed that machine learning algorithms have a significant impact on business process management, including improving decision-making efficiency, optimizing resources, and improving strategic planning. The use of ML promotes automation of routine operations and more accurate forecasting, which reduces risks and increases the profitability of organizations

Ключевые слова: МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, БИЗНЕС-ПРОЦЕССЫ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, ОПТИМИЗАЦИЯ, АВТОМАТИЗАЦИЯ, ДАННЫЕ, АДАПТИВНЫЕ СИСТЕМЫ

Keywords: MACHINE LEARNING, BUSINESS PROCESSES, FORECASTING, OPTIMIZATION, AUTOMATION, DATA, ADAPTIVE SYSTEMS

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-207-033>

<http://ej.kubagro.ru/2025/03/pdf/33.pdf>

Машинное обучение (Machine learning), далее в тексте именуемое (ML), — это область искусственного интеллекта, которая становится все более популярной и востребованной в настоящее время, ведь оно способно кардинально изменить нашу жизнь, автоматизировав задачи, которые раньше выполняли люди, избавить нас от скучной рутины, сэкономить время, деньги, а самое главное — силы, оставив в жизни человека больше пространства для творческого потенциала [1].

В (ML) используются алгоритмы и статистические модели для анализа данных, с помощью которых выявляются закономерности и принимаются решения. Это своего рода способ, с помощью которого машины учатся и адаптируются самостоятельно, подобно тому, как мы, люди, учимся на собственном жизненном опыте, что позволяет исключить программирование на каждом этапе [2].

В основу любого машинного обучения входит одна фундаментальная вещь, а именно данные, с которыми будет работать (ML) в ходе своего обучения. Именно от них зависит путь и направление развития, а также корректность работы системы в целом [3]. Данные могут быть представлены в различных формах, таких как структурированные, частично структурированные или неструктурированные, их мы рассмотрим более подробно ниже. Помимо всего этого, существует еще подтип «метаданных», который обычно представляет собой данные о данных. В отличие от обычных данных, которые являются просто материалом, как информативным, так и неинформативным, метаданные информативны всегда. Обычные данные хранятся в виде файла либо навигационной, либо иерархической формы [4].

Метаданные чаще всего хранятся в словаре. Но все это скорее нюансы, основополагающая особенность метаданных заключается в том, что они служат для классификации материала. Метаданные описывают общую информацию о данных, что делает их более значимыми для обычных поль-

зователей, так как именно благодаря им создается комфорт пользователя за счет структуризации материала из обычных данных [5].

Примером метаданных документа могут быть сведения об авторе, размере файла, дате создания документа, ключевые слова для определения документа и т. д.

Что же относится к ранее упомянутым структурированным данным? Обычно структурированные данные имеют четко выверенную и логичную структуру, о чем несложно догадаться, исходя из их названия. К ним относятся модели данных, которые упорядочены в соответствии со стандартом, хорошо организованы, к ним легко получить доступ, и они используются субъектом или компьютерной программой [7]. Структурированные данные обычно хранятся в четко определенных схемах, таких как реляционные базы данных, то есть в табличном формате. Примером могут послужить имена, даты, адреса, номера кредитных карт, информация о запасах, геолокация, включающая большие объемы цифровых данных. Все это является отличным примером структурированных данных [8].

Теперь рассмотрим неструктурированные данные. С одной стороны, для неструктурированных данных не существует заранее заданного формата или организации, что значительно усложняет их сбор, обработку и анализ. В основном они содержат текстовые и мультимедийные материалы. Например, данные с датчиков, электронные письма, записи в блогах, вики-страницы и текстовые документы, файлы PDF, аудиофайлы, видео, изображения, презентации, веб-страницы и многие другие типы деловых документов можно считать неструктурированными данными [9].

Отличительным свойством полуструктурированных данных является то, что они не хранятся в реляционной базе данных, как структурированные данные, упомянутые выше, но обладают определенными организационными свойствами, которые упрощают их анализ. HTML, XML, JSON-

документы, базы данных NoSQL и т. д. — вот несколько примеров полуструктурированных данных [10].

Другим основополагающим и фундаментальным элементом в работе и дальнейшем развитии машинного обучения (ML) являются алгоритмы, благодаря которым происходит само обучение модели. Алгоритмы машинного обучения в основном делятся на четыре категории: обучение с учителем, обучение без учителя, обучение с частичным учителем и обучение с подкреплением. В данной статье мы рассмотрим каждую из них, выявим их преимущества и недостатки, а также проведем сравнительный анализ, который будет представлен в виде таблицы 1 далее.

Обучение с учителем: обучение с учителем — это, как правило, задача машинного обучения, заключающаяся в изучении функции, которая преобразует входные данные в выходные на основе выборочных пар «входные данные — выходные данные». Для вывода функции используются размеченные обучающие данные и набор обучающих примеров. Обучение с учителем применяется, когда необходимо достичь определённых целей с помощью определённого набора входных данных, то есть при подходе, ориентированном на задачу. Наиболее распространёнными задачами обучения с учителем являются «классификация», которая разделяет данные, и «регрессия», которая подгоняет данные. Например, прогнозирование класса или тональности фрагмента текста, такого как твит или отзыв о продукте, то есть классификация текста, является примером обучения с учителем [12].

Обучение без учителя: обучение без учителя анализирует наборы данных без пометок, не требуя вмешательства человека, то есть это процесс, управляемый данными. Оно широко используется для извлечения генеративных признаков, выявления значимых тенденций и структур, группирования результатов и исследовательских целей [13]. Наиболее распространёнными задачами обучения без учителя являются кластеризация,

оценка плотности, извлечение признаков, уменьшение размерности, поиск правил ассоциации, обнаружение аномалий.

Полууправляемое: полууправляемое обучение можно определить как гибрид вышеупомянутых методов обучения с учителем и без учителя, поскольку оно работает как с размеченными, так и с неразмеченными данными. Таким образом, оно находится между обучением «без учителя» и обучением «с учителем». В реальном мире размеченные данные могут быть редкостью в некоторых контекстах, а неразмеченные данные многочисленны, поэтому полууправляемое обучение полезно. Конечная цель модели обучения с частичным привлечением учителя — обеспечить более точный результат прогнозирования, чем при использовании только размеченных данных из модели. Некоторые области применения обучения с частичным привлечением учителя включают машинный перевод, обнаружение мошенничества, разметку данных и классификацию текстов.

Обучение с подкреплением: обучение с подкреплением — это тип алгоритма машинного обучения, который позволяет программным агентам и машинам автоматически оценивать оптимальное поведение в определённом контексте или среде для повышения эффективности, то есть это подход, ориентированный на среду. Этот тип обучения основан на вознаграждении или наказании, и его конечная цель — использовать информацию, полученную от защитников окружающей среды, для принятия мер по увеличению вознаграждения или минимизации риска. Это мощный инструмент для обучения моделей ИИ, который может помочь повысить автоматизацию или оптимизировать эффективность работы сложных систем, таких как робототехника, автономное вождение, производство и логистика цепочек поставок. Однако его не рекомендуется использовать для решения базовых или простых задач [14].

Таблица 1 – Преимущества и недостатки различных типов методов машинного обучения

Метод машинного обучения	Преимущества	Недостатки	Примеры в контексте управления бизнес-процессами
<p>Обучение с учителем</p>	<p>Хорошо работает при наличии меток для всех данных. Простой и понятный подход для прогнозирования и классификации. Подходит для задач, где правильный результат известен заранее (например, классификация, регрессия).</p>	<p>Требует большого объема размеченных данных. Может быть склонен к переобучению (overfitting) при недостаточной подготовке. Не всегда подходит для сложных, неструктурированных данных (например, изображения, текст).</p>	<p>Прогнозирование спроса: Использование алгоритмов классификации и регрессии для предсказания спроса на продукцию, что помогает оптимизировать запасы и управление цепочками поставок.</p>
<p>Обучение без учителя</p>	<p>Не требует меток данных, что снижает трудозатраты на размечивание. Хорошо работает с неструктурированными данными. Позволяет выявить скрытые закономерности и структуры в данных (например, кластеризация).</p>	<p>Трудно интерпретировать результаты (не всегда ясно, что обозначают полученные группы). Могут возникать проблемы с выбором правильной метрики для оценки. Риск получить случайные или нерелевантные группы.</p>	<p>Сегментация рынка: Использование кластеризации для группировки клиентов по различным признакам (поведение, предпочтения, демографические данные) для разработки персонализированных маркетинговых стратегий. Оптимизация цепочек поставок: Выявление скрытых закономерностей в данных о поставках и логистике для улучшения эффективности работы с поставщиками и минимизации издержек.</p>
<p>Полууправляемое обучение</p>	<p>Сочетает сильные стороны обучения с учителем и без учи-</p>	<p>Требует частичного размечивания данных, что все равно</p>	<p>Обработка изображений: Разметка небольшого количе-</p>

	<p>теля. Может эффективно работать при наличии небольшого количества размеченных данных и большого объема неразмеченных. Хорошо подходит для задач, где трудозатраты на размечивание данных высоки.</p>	<p>может быть трудоемким. Сложность в выборе подходящей модели и методики обучения. Риски ошибочного использования неразмеченных данных.</p>	<p>ства изображений для обучения модели, а затем использование большого количества неразмеченных изображений для дообучения. Автоматизация маркетинга: Анализ небольшого числа размеченных данных о результатах маркетинговых кампаний и использование неразмеченных данных для более точных прогнозов и таргетинга.</p>
<p>Обучение с подкреплением</p>	<p>Может использоваться для обучения агентов в реальном времени. Хорошо работает в динамических и изменяющихся средах (например, игры, робототехника). Способно самообучаться и адаптироваться к изменениям в среде.</p>	<p>Требует значительных вычислительных ресурсов. Сложность в настройке и обучении модели (долгий процесс проб и ошибок). Может быть нестабильным, если среда или задача слишком сложные для агентов.</p>	<p>Оптимизация цепочек поставок в реальном времени: Применение алгоритмов обучения с подкреплением для оптимизации процессов поставок, управления запасами и логистики в реальном времени, адаптируясь к изменениям в спросе и предложениям. Динамическое ценообразование: Использование обучения с подкреплением для автоматической корректировки цен на продукты или услуги на основе текущих рыночных условий, спроса и конкуренции.</p>

ВРМ (управление бизнес-процессами) представляет собой управленческую дисциплину, ориентированную на улучшение конкурентоспособности организации путем постоянного совершенствования ее процессов. В

этом контексте BPM предлагает ряд практик, которые способствуют созданию целостного видения процессов, направленных на удовлетворение потребностей клиентов, с учетом функциональных ограничений внутри компании. Задачи, связанные с управлением бизнес-процессами, систематизируются с помощью моделей жизненного цикла, которые обеспечивают непрерывный анализ, перепроектирование, внедрение и мониторинг процессов.

Чаще всего используют модель жизненного цикла BPM, предложенную Дюмасом и его коллегами, который представлен на рисунке 1 ниже, он для классификации существующих приложений машинного обучения, применяемых в области BPM. Каждая из фаз жизненного цикла будет рассмотрена с учетом этой модели. Модель жизненного цикла BPM состоит из шести ключевых этапов, через которые проходят бизнес-процессы, за исключением начальной стадии, связанной с идентификацией процесса и его точкой входа в BPM. Эти этапы обеспечивают повторяющийся характер совершенствования процессов, что способствует их постоянному улучшению и оптимизации.

Рассмотрим и изучим полный цикл разработка модели (ML), представленный на рисунке 1.

1) Ввод данных. Данные различных типов могут быть входными для моделей машинного обучения, включая табличные данные, журналы событий или текстовые данные. Характеристики событий, такие как время или ресурсы, могут быть включены в журналы событий.

2) Разработка признаков. Разработка признаков включает извлечение, создание и выбор признаков для преобразования и упрощения данных. Признак — это независимая переменная в наборе данных. Извлечение признаков извлекает признаки из данных, создание добавляет дополнительные признаки, а выбор удаляет незначительные.

3) Построение моделей. Алгоритмы применяются для создания математических моделей на основе данных. Мы дифференцируем алгоритмы по трем измерениям: парадигма ML, концепция ML и группа ML. Алгоритмы из одной группы используют схожие принципы для построения моделей.

4) Оценка модели. Для проверки обобщаемости модели применяются стратегии валидации, а для измерения свойств модели используются показатели, такие как точность и время выполнения.

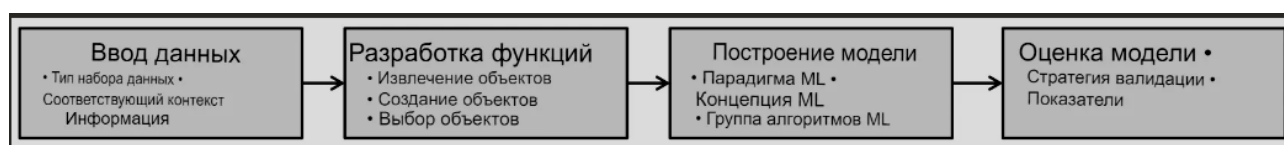


Рисунок 1 - Этапы разработки модели

Рассмотрим перспективы применения машинного обучения в управлении бизнес-процессами. Машинное обучение активно используется для решения разнообразных задач в управлении, что позволяет значительно повысить эффективность и автоматизировать процессы. Машинное обучение произвело революцию в мире бизнеса. Изначально оно использовалось для базового распознавания образов, примитивных задач. Но наша современная реальность такова, что теперь машинное обучение превратилось в сложный инструмент. Оно может решать сложные крупномасштабные бизнес-задачи. Эволюция машинного обучения отражает рост, современных технологий и возможностей с работой больших объёмов данных и вычислений. Оно прошло путь от базового анализа данных до продвинутых прогностических моделей [15].

Традиционная автоматизация следует правилам и процессам. Машинное обучение отличается от этого. Оно предлагает динамичный подход. Оно адаптируется и обучается на основе новых данных, постоянно совершенствуя свои алгоритмы. Такая гибкость позволяет машинному обуче-

нию находить новые закономерности и генерировать свежие идеи. Они часто скрыты от систем, которые в своей работе руководствуются исключительно строгими правилами, алгоритмами действий, которые прописаны заранее и, как следствие, являются менее адаптивными. Решения, сгенерированные в результате машинного обучения, приводят к появлению более эффективных, элегантных и свежих решений.

В современном быстро меняющемся мире, завязанном на многообразии различных цифровых данных, машинное обучение является важнейшим компонентом успеха в бизнесе, что даёт весомое конкурентное преимущество, (ML) позволяет компаниям прогнозировать тенденции, персонализировать обслуживание клиентов и принимать решения на основе данных. Оно позволяет компании обрабатывать большие массивы данных. Эта возможность делает процессы более быстрыми, дешёвыми и прибыльными.

Наиболее распространённые области применения (ML) включают:

1. Прогнозирование. С использованием алгоритмов регрессии и временных рядов можно точно осуществлять прогноз, благодаря которому мы будем контролировать спрос, финансовые показатели и рыночные тренды.
2. Оптимизация процессов. Кластеризация и методы оптимизации помогают улучшить логистику, планирование ресурсов и производственные процессы.
3. Автоматизация рутинных задач. Обученные модели заменяют ручную обработку данных, что ускоряет такие задачи, как сортировка документов, обработка заявок и ответы на запросы.

На рисунке 1 представлено распределение наиболее популярных областей применения машинного обучения в управлении [16].

Предиктивная аналитика на основе машинного обучения меняет правила игры для бизнеса. Модели машинного обучения могут прогнозировать будущие тенденции. Они также могут прогнозировать поведение кли-

ентов и динамику рынка. Они делают это с высокой точностью, в режиме реального времени, с поправкой на последние свежие данные. Будь то прогнозирование потребительских предпочтений или колебаний фондового рынка, машинное обучение даёт лицам, принимающим решения, ценную информацию. Ещё одним ярким примером может послужить сфера кибербезопасности, ведь машинное обучение способно выявлять кибератаки и предотвращать их в режиме реального времени, оставаясь всегда на шаг впереди в бесконечной гонке с хакерами, либо, как минимум, сохранить драгоценные секунды времени, в которые можно будет найти альтернативные решения проблемы, снизив тем самым риски.

Алгоритмы машинного обучения находят широкое применение в различных сферах управления, демонстрируя свою эффективность в решении сложных задач и оптимизации процессов. Одной из ключевых областей, где они активно используются, является логистика. Здесь алгоритмы помогают оптимизировать маршруты транспортных средств, что позволяет существенно сократить расходы на перевозки и минимизировать затраты времени. Также технологии машинного обучения применяются для прогнозирования спроса на транспортные услуги. Анализ временных рядов позволяет выявлять закономерности в изменении потребностей клиентов, что способствует более эффективному планированию ресурсов [17].

Не менее значимым направлением применения машинного обучения стал маркетинг. Современные алгоритмы анализируют поведение клиентов, что открывает новые возможности для сегментации аудитории. Такая сегментация позволяет персонализировать предложения, делая их более привлекательными для конкретных групп потребителей. Кроме того, с помощью машинного обучения создаются рекомендательные системы, которые играют важную роль в увеличении конверсии продаж. Например, предлагая покупателям товары, которые с наибольшей вероятностью соответ-

ствуют их интересам, компании стимулируют повторные покупки и повышают лояльность клиентов.

В финансовом секторе технологии машинного обучения активно используются для управления рисками. Анализ огромных массивов данных позволяет предсказывать возможные кризисы и принимать меры для их предотвращения. Еще одной важной областью является детекция мошенничества. Методы обнаружения аномалий помогают выявлять подозрительные транзакции, минимизируя финансовые потери компаний и защищая клиентов от мошеннических действий.

Чтобы проиллюстрировать ощутимые преимущества машинного обучения при принятии решений и не быть голословными, давайте рассмотрим несколько примеров из реальной жизни. Такие компании, как Netflix, уже довольно давно и вполне успешно используют машинное обучение в своей деятельности. В основном с его помощью происходит рекомендация персонализированного контента пользователям. Это повышает удовлетворённость и лояльность пользователей. Медицинские учреждения также используют машинное обучение для ранней диагностики заболеваний. Это приводит к улучшению результатов лечения пациентов. Эти истории успеха демонстрируют, как принятие решений на основе машинного обучения может произвести революцию в отраслях [18].

Углубленное изучение SEO, анализ ключевых слов и оптимизация контента являются неотъемлемыми составляющими цифрового маркетинга. Эти задачи часто требуют кропотливой ручной работы и специальных знаний. Однако обучение с учителем может значительно улучшить этот процесс. Обучая модель машинного обучения на исторических данных о ключевых словах и соответствующем контенте, которые привели к высокому трафику и вовлеченности, маркетологи могут прогнозировать эффективность нового контента на основе выявленных закономерностей.

Например, если пост в блоге о «Машинном обучении в цифровом маркетинге» получил высокий трафик по таким ключевым словам, как «ИИ в маркетинге» и «Автоматизация SEO», обученная модель может предсказать эффективность аналогичных постов с использованием связанных ключевых слов. Эта функция прогнозирования способствует созданию более целенаправленного контента и стратегий использования ключевых слов, повышая вероятность привлечения релевантного трафика и улучшая окупаемость инвестиций (ROI).

В сфере финансовых технологий машинное обучение используется для выявления мошенничества, оценки рисков и предоставления персонализированных финансовых услуг. Многие финансовые учреждения, планирующие переработать своё устаревшее программное обеспечение, ориентируются на решения на основе ИИ и машинного обучения. На самом деле, 80% банков осознают потенциальные преимущества ИИ и машинного обучения, а 75% респондентов уже внедряют стратегии ИИ. PayPal использует машинное обучение для обнаружения и предотвращения мошеннических транзакций, анализируя схемы транзакций и поведение пользователей. Робо-консультанты, такие как Wealthfront и Betterment, используют машинное обучение для предоставления автоматизированных инвестиционных рекомендаций с учётом индивидуальных финансовых целей и допустимого уровня риска [19].

Эффективность технологий машинного обучения подтверждается множеством успешных кейсов их внедрения, как за рубежом, так и в России. Например, компания Amazon активно использует машинное обучение для автоматизации складской логистики. Разработанная ими система прогнозирования потребностей в товарах позволила значительно сократить издержки и повысить эффективность цепочек поставок. Ещё одним примером зарубежного опыта является Google, где алгоритмы анализа данных пользователей оптимизируют рекламные кампании. Персонализация ре-

кламы благодаря машинному обучению делает её более релевантной, увеличивая рентабельность вложений. В финансовом секторе технологии машинного обучения применяются для автоматизации оценки кредитоспособности клиентов. Это позволяет банкам ускорить процесс выдачи кредитов и сократить риски, связанные с невозвратами.

В России также можно отметить успешные примеры использования машинного обучения. Например, компания Яндекс внедрила алгоритмы для маршрутизации такси. Эти алгоритмы анализируют текущий спрос и состояние дорог, предлагая водителям оптимальные маршруты. Такой подход не только улучшает качество сервиса для пассажиров, но и помогает водителям экономить топливо и время. Сбербанк использует методы анализа больших данных для управления рисками и предотвращения мошенничества. Применение машинного обучения позволило банку существенно снизить потери от финансовых преступлений, обеспечив при этом более безопасные условия для клиентов. Кроме того, банк активно внедряет алгоритмы для персонализации клиентского опыта, предлагая пользователям более удобные и релевантные услуги. Компания Яндекс также использует рекомендательные системы в своих поисковых и коммерческих платформах, что улучшает взаимодействие пользователей с сервисами компании и повышает их удовлетворённость.

Экономический и временной эффект внедрения технологий машинного обучения очевиден. Такие технологии оказывают значительное влияние на эффективность процессов, что подтверждается практическими результатами. Например, внедрение машинного обучения позволяет снизить издержки за счёт уменьшения операционных затрат в среднем на 20%. Производительность также возрастает: скорость выполнения задач увеличивается на 30%. Важным показателем является рост окупаемости инвестиций (ROI), который может достигать 50%.

Эти достижения превращают машинное обучение не просто в инструмент для оптимизации, но и в стратегически важный фактор, определяющий конкурентные преимущества современных организаций. Внедрение алгоритмов машинного обучения способствует не только улучшению ключевых экономических показателей, но и формированию устойчивых конкурентных преимуществ благодаря росту производительности и системной оптимизации процессов [20].

Тем не менее, несмотря на широкие возможности и преимущества, которые открывает машинное обучение, необходимо учитывать и его ограничения, а также особенности применения. Эффективность моделей машинного обучения во многом зависит от качества и объёма исходных данных, что делает предварительную обработку данных особенно важной стадией работы. Если данные, используемые для обучения, содержат искажения или ошибки, это может привести к неточным, а иногда и откровенно необъективным выводам. Кроме того, сложность некоторых моделей, функционирующих по принципу «чёрного ящика», создаёт затруднения при их интерпретации, что ограничивает возможность их использования в ряде критически важных областей.

Особую опасность представляют угрозы, связанные с кибербезопасностью. Системы машинного обучения могут стать мишенью для вредоносных атак, что угрожает их надёжности и стабильной работе. Устранение подобных рисков требует разработки комплексных мер защиты, что добавляет сложности в их внедрение и эксплуатацию.

Применение машинного обучения в различных областях способствует снижению операционных издержек, повышению качества принимаемых управленческих решений и укреплению конкурентных позиций компании на рынке. Однако для достижения максимального эффекта необходимо уделять особое внимание качеству данных, правильному выбору алгоритмов и их точной настройке с учётом специфики решаемых задач.

Для наглядного анализа возможностей и проблем, связанных с применением машинного обучения, представим их в сравнительной таблице 2.

Таблица 2 - Возможности и проблемы машинного обучения

Возможности машинного обучения	Проблемы машинного обучения
Улучшенное принятие решений: машинное обучение позволяет обрабатывать большие объемы данных и извлекать соответствующие сведения для принятия обоснованных решений.	Качество и доступность данных: для достижения хороших результатов необходимы высококачественные, чистые и адекватные обучающие данные. Однако получение и доступ к высококачественным данным может оказаться сложной задачей.
Автоматизация задач: использование машинного обучения позволяет автоматизировать повторяющиеся задачи, что повышает эффективность и экономит время.	Сложность и интерпретируемость моделей: некоторые модели машинного обучения могут быть очень сложными, что затрудняет их интерпретацию. Это может стать препятствием для уверенности в прогнозах и решениях моделей.
Персонализация продуктов и услуг: машинное обучение позволяет адаптировать предложения к индивидуальным потребностям и предпочтениям клиентов, что приводит к улучшению взаимодействия с пользователем.	Конфиденциальность и безопасность: обработка конфиденциальных или личных данных требует строгих мер безопасности для предотвращения утечек данных и сохранения доверия пользователей
Раннее выявление и профилактика: анализ больших наборов данных может выявить закономерности и аномалии, например, для раннего выявления заболеваний или предотвращения нарушений безопасности.	Нехватка профессионалов: существует высокий спрос на профессионалов, обладающих знаниями в области машинного обучения. Нехватка квалифицированных специалистов может стать проблемой при реализации проектов машинного обучения.
Инновации и новые возможности: машинное обучение открывает новые возможности для решения сложных проблем и может привести к появлению новых продуктов, услуг и бизнес-моделей.	Предвзятость: этика и алгоритмы машинного обучения подвержены предвзятости и предвзятости, которые могут присутствовать в обучающих данных. Выявление и решение этих этических проблем имеет большое значение для обеспечения справедливых и равноправных результатов.

Алгоритмы машинного обучения находят широкое применение в различных сферах управления, демонстрируя свою эффективность в решении сложных задач и оптимизации процессов. Одной из ключевых областей, где они активно используются, является логистика. Здесь алгоритмы

помогают оптимизировать маршруты транспортных средств, что позволяет существенно сократить расходы на перевозки и минимизировать затраты времени. Также технологии машинного обучения применяются для прогнозирования спроса на транспортные услуги. Анализ временных рядов позволяет выявлять закономерности в изменении потребностей клиентов, что способствует более эффективному планированию ресурсов.

Не менее значимым направлением применения машинного обучения стал маркетинг. Современные алгоритмы анализируют поведение клиентов, что открывает новые возможности для сегментации аудитории. Такая сегментация позволяет персонализировать предложения, делая их более привлекательными для конкретных групп потребителей. Кроме того, с помощью машинного обучения создаются рекомендательные системы, которые играют важную роль в увеличении конверсии продаж. Например, предлагая покупателям товары, которые с наибольшей вероятностью соответствуют их интересам, компании стимулируют повторные покупки и повышают лояльность клиентов.

В финансовом секторе технологии машинного обучения активно используются для управления рисками. Анализ огромных массивов данных позволяет предсказывать возможные кризисы и принимать меры для их предотвращения. Еще одной важной областью является детекция мошенничества. Методы обнаружения аномалий помогают выявлять подозрительные транзакции, минимизируя финансовые потери компаний и защищая клиентов от мошеннических действий [21].

Для компаний, работающих по всему миру, инструменты ИИ-маркетинга позволяют легко извлекать информацию о клиентах из многоязычных данных, обеспечивая успешную реализацию стратегий, адаптированных к конкретным регионам. В эпоху пристального внимания к социальным сетям поддержание репутации бренда имеет решающее значение. Инструменты управления репутацией бренда на основе ИИ позволяют

компаниям заблаговременно устранять потенциальные угрозы, отслеживать негативные отзывы и обеспечивать проактивную поддержку клиентов.

Используя возможности ИИ, маркетологи могут кардинально изменить свои подходы, получив конкурентное преимущество и стимулируя рост бизнеса в динамичном мире маркетинга.

К 2030 году ожидается, что алгоритмы машинного обучения будут играть ключевую роль в управлении бизнес-процессами. ИИ будет интегрирован в принятие стратегических решений, прогнозирование рыночных изменений и автоматизацию операционных задач. Применение ИИ поможет повысить эффективность за счет уменьшения человеческого фактора в принятии решений и более точных аналитических выводов. Прогнозирование с использованием машинного обучения уже сейчас помогает организациям предсказывать тенденции в потребительских предпочтениях, оптимизировать логистику и улучшать управление рисками. В будущем ИИ будет совершенствовать эти процессы, внедряя еще более интеллектуальные модели прогнозирования, позволяя бизнесу оперативно реагировать на изменения внешней и внутренней среды.

В условиях стремительной цифровой трансформации все большую значимость приобретает роль алгоритмов машинного обучения в управлении бизнес-процессами. Эти алгоритмы обеспечивают повышение точности прогнозирования, ускорение процессов принятия решений и оптимизацию деятельности компании. Они позволяют существенно сократить операционные издержки, улучшить качество обслуживания клиентов и повысить гибкость реагирования на изменения внешней среды. Однако для успешного внедрения таких технологий важно учитывать особенности каждой организации, включая имеющиеся данные, техническую инфраструктуру и потребности бизнеса. Использование машинного обучения требует не только грамотной технической реализации, но и изменения

подходов к управлению, что открывает новые возможности для оптимизации и улучшения результатов.

Исследование показало, что алгоритмы машинного обучения оказывают значительное влияние на управление бизнес-процессами, включая повышение эффективности принятия решений, оптимизацию ресурсов и улучшение стратегического планирования. Применение МЛ способствует автоматизации рутинных операций и более точному прогнозированию, что снижает риски и увеличивает рентабельность организаций. Однако внедрение ИИ сопровождается вызовами, такими как высокие затраты, необходимость обучения персонала и решение вопросов этики и ответственности.

Данное исследование вносит вклад в развитие теоретических и практических аспектов управления. С точки зрения науки, оно обогащает понимание того, как алгоритмы машинного обучения могут трансформировать методы управления, способствуя развитию гибридных подходов к решению сложных задач. Практическое значение заключается в предоставлении компаниям инструментов и рекомендаций по внедрению ИИ, что может повысить их конкурентоспособность в условиях цифровой экономики.

Список литературы:

1. Беляев, А. В. Влияние машинного обучения на развитие отраслей экономики. М.: Издательство «Технология», 2023.
2. Smith, J., Brown, L., & Taylor, R. Machine Learning Algorithms and Applications. Cambridge: Cambridge University Press, 2022.
3. Johnson, P. Data Analysis with Machine Learning. New York: Wiley, 2021.
4. Иванов, С. Н. Современные подходы к машинному обучению и обработке данных. СПб.: Наука, 2022.
5. Харченко, В. М. Метаданные и их роль в обработке данных. Киев: Информатика, 2020.
6. Zhang, X., Liu, J., & Wang, Z. Metadata Management for Big Data. Beijing: Springer, 2023.
7. Тимофеев, М. А. Основы работы с метаданными и их использование в ИТ. Москва: ИТ-Пресс, 2021.
8. Miller, D., & Brown, S. Introduction to Structured Data. London: Routledge, 2022.
9. Kumar, S., & Sharma, P. Big Data and Unstructured Data Analysis. Mumbai: Tata McGraw-Hill, 2023.

10. Кузнецов, А. И. Полуструктурированные данные в информационных системах. Новосибирск: Сиб. Университет, 2021.
11. Lee, Y., & Yang, H. Supervised and Unsupervised Learning Algorithms. Oxford: Oxford University Press, 2022.
12. Weinzierl, S., Zilker, S., Dunzer, S., & Matzner, M. Machine learning in business process management: A systematic literature review. arXiv preprint arXiv:2405.16396, 2024. [Электронный ресурс].
13. Rama-Maneiro, E., Vidal, J. C., & Lama, M. Deep Learning for Predictive Business Process Monitoring: Review and Benchmark. arXiv preprint arXiv:2009.13251, 2020. [Электронный ресурс].
14. Vidgof, M., Bachhofner, S., & Mendling, J. Large Language Models for Business Process Management: Opportunities and Challenges. arXiv preprint arXiv:2304.04309, 2023. [Электронный ресурс].
15. Middelhuis, J., Lo Bianco, R., Scherzer, E., Bukhsh, Z. A., Adan, I. J. B. F., & Dijkman, R. M. Learning policies for resource allocation in business processes. arXiv preprint arXiv:2304.09970, 2023. [Электронный ресурс].
16. Pshichenko, D. V. Optimisation of business processes using automated management systems based on artificial intelligence. Вестник Воронежского Института Высших Технологий, 2024, 18(3).
17. Машинное обучение как инструмент автоматизации бизнес-процессов. [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/mashinnoe-obuchenie-kak-instrument-avtomatizatsii-biznesprotsessov/viewer>
18. Современные подходы к определению термина «цифровая трансформация». [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-podhody-k-opredeleniyu-termina-tsifrovaya-transformatsiya/viewer>
19. Управление бизнес-процессами предприятия. [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/upravlenie-biznes-protsessami-predpriyatiya>
20. Генеративный искусственный интеллект для инноваций бизнес-моделей: возможности и ограничения. [Электронный ресурс]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/generativnyy-iskusstvennyy-intellekt-dlya-innovatsiy-biznes-modeley-vozmozhnosti-i-ogranicheniya/viewer>
21. Efficient tomato harvesting robot based on image processing and deep learning. [Электронный ресурс]. URL: https://www.researchgate.net/publication/362515425_Efficient_tomato_harvesting_robot_based_on_image_processing_and_deep_learning

References:

1. Beljaev, A. V. Vlijanie mashinnogo obucheniya na razvitie otraslej jekonomiki. M.: Izdatel'stvo «Tehnologija», 2023.
2. Smith, J., Brown, L., & Taylor, R. Machine Learning Algorithms and Applications. Cambridge: Cambridge University Press, 2022.
3. Johnson, P. Data Analysis with Machine Learning. New York: Wiley, 2021.
4. Ivanov, S. N. Sovremennye podhody k mashinnomu obucheniju i obrabotke dan-nyh. SPb.: Nauka, 2022.
5. Harchenko, V. M. Metadannye i ih rol' v obrabotke dannyh. Kiev: Informatika, 2020.
6. Zhang, X., Liu, J., & Wang, Z. Metadata Management for Big Data. Beijing: Springer, 2023.
7. Timofeev, M. A. Osnovy raboty s metadannymi i ih ispol'zovanie v IT. Moskva: IT-Press, 2021.
8. Miller, D., & Brown, S. Introduction to Structured Data. London: Routledge, 2022.

9. Kumar, S., & Sharma, P. Big Data and Unstructured Data Analysis. Mumbai: Tata McGraw-Hill, 2023.
10. Kuznecov, A. I. Polustrukturirovannye dannye v informacionnyh sistemah. Novosibirsk: Sib. Universitet, 2021.
11. Lee, Y., & Yang, H. Supervised and Unsupervised Learning Algorithms. Oxford: Oxford University Press, 2022.
12. Weinzierl, S., Zilker, S., Dunzer, S., & Matzner, M. Machine learning in business process management: A systematic literature review. arXiv preprint arXiv:2405.16396, 2024. [Jelektronnyj resurs].
13. Rama-Maneiro, E., Vidal, J. C., & Lama, M. Deep Learning for Predictive Business Process Monitoring: Review and Benchmark. arXiv preprint arXiv:2009.13251, 2020. [Jelektronnyj resurs].
14. Vidgof, M., Bachhofner, S., & Mendling, J. Large Language Models for Business Process Management: Opportunities and Challenges. arXiv preprint arXiv:2304.04309, 2023. [Jelektronnyj resurs].
15. Middelhuis, J., Lo Bianco, R., Scherzer, E., Bukhsh, Z. A., Adan, I. J. B. F., & Dijkman, R. M. Learning policies for resource allocation in business processes. arXiv preprint arXiv:2304.09970, 2023. [Jelektronnyj resurs].
16. Pshichenko, D. V. Optimisation of business processes using automated management systems based on artificial intelligence. Vestnik Voronezhskogo Instituta Vysokih Tehnologij, 2024, 18(3).
17. Mashinnoe obuchenie kak instrument avtomatizacii biznes-processov. [Jelektronnyj resurs]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/mashinnoe-obuchenie-kak-instrument-avtomatizatsii-biznes-protsessov/viewer>
18. Sovremennye podhody k opredeleniju termina «cifrovaja transformacija». [Jelektronnyj resurs]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-podhody-k-opredeleniyu-termina-tsifrovaya-transformatsiya/viewer>
19. Upravlenie biznes-processami predpriyatija. [Jelektronnyj resurs]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/upravlenie-biznes-protsessami-predpriyatija>
20. Generativnyj iskusstvennyj intellekt dlja innovacij biznes-modelej: voz-mozhnosti i ogranichenija. [Jelektronnyj resurs]. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/generativnyy-iskusstvennyy-intellekt-dlya-innovatsiy-biznes-modeley-vozmozhnosti-i-ogranicheniya/viewer>
21. Efficient tomato harvesting robot based on image processing and deep learning. [Jelektronnyj resurs]. URL: https://www.researchgate.net/publication/362515425_Efficient_tomato_harvesting_robot_based_on_image_processing_and_deep_learning