

УДК 332.14: 004.42

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

**BIG DATA И МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ В КОНТЕКСТЕ БИЗНЕС-ПРИЛОЖЕНИЙ: ИННОВАЦИИ И ВЫЗОВЫ**

Крамаренко Татьяна Анатольевна  
канд. пед. наук  
РИНЦ SPIN-код=1808-1141  
e-mail: t\_kramarenko@mail.ru  
*Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина, Краснодар, Россия*

Болотов Егор Юревич  
студент 4 курса факультета прикладной информатики  
e-mail: egorbolotov01@mail.ru  
*Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина, Краснодар, Россия*

Яхонтов Илья Сергеевич  
бакалавр 1 курса факультета прикладной информатики  
e-mail: vlad\_kramarenko@mail.ru  
*Кубанский государственный аграрный университет имени И. Т. Трубилина, Краснодар, Россия*

В данной статье авторами освещаются фундаментальные элементы инновационной деятельности, которые связаны с использованием массивов данных и алгоритмов машинного обучения в коммерческом контексте. Исследователи проводят анализ и систематизацию основных подходов к работе с объемными наборами информации и машинным обучением, рассматривают интеграционные процессы в различных отраслях, включая банковский сектор, здравоохранение, рынок рекламы и производственные процессы. В работе также оцениваются передовые техники обработки и анализа данных, в частности методы глубокого обучения и анализ текстовых массивов, и их воздействие на бизнес-процессы. Рассматриваются ключевые препятствия и проблематика, сопровождающая применение данных технологий, в том числе аспекты информационной безопасности, дефицит специалистов высокого уровня и этические дилеммы. В итоге презентуются прогнозы и возможности дальнейшего развития больших данных и машинного обучения в торговой сфере, учитывая потенциал развития искусственного интеллекта и прогресс в области квантовых вычислений

Ключевые слова: МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ,

UDC 332.14: 004.42

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

**BIG DATA AND MACHINE LEARNING IN THE CONTEXT OF BUSINESS APPLICATIONS: INNOVATIONS AND CHALLENGES**

Kramarenko Tatyana Anatolyevna  
Cand.Ped.Sci.  
RSCI SPIN-code: 1808-1141  
e-mail: t\_kramarenko@mail.ru  
*Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilina, Krasnodar, Russia*

Bolotov Egor Yurevich  
4th year student of the Faculty of Applied Informatics  
e-mail: egorbolotov01@mail.ru  
*Kuban state agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia*

Yakhontov Ilya Sergeevich  
1st year Student of the Faculty of Applied Informatics  
e-mail: ilya.yahontov2006@yandex.ru  
*Kuban state agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia*

In this article, the authors highlight the fundamental elements of innovation, which are associated with the use of data arrays and machine learning algorithms in a commercial context. The researchers analyze and systematize the main approaches to working with large sets of information and machine learning, consider integration processes in various industries, including the banking sector, healthcare, the advertising market, and production processes. The paper also evaluates advanced data processing and analysis techniques, in particular deep learning methods and text array analysis, and their impact on business processes. The key obstacles and problems accompanying the use of these technologies are considered, including aspects of information security, a shortage of high-level specialists and ethical dilemmas. As a result, forecasts and opportunities for the further development of big data and machine learning in the trading sector are presented, taking into account the potential for the development of artificial intelligence and progress in the field of quantum computing

Keywords: MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, BIG DATA,  
АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ,  
КЛАССИФИКАЦИЯ, РЕГРЕССИЯ

INTELLIGENCE, BIG DATA, INFORMATION  
PROCESSING ALGORITHMS,  
CLASSIFICATION, REGRESSION

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-201-036>

**Введение.** Преобразование торговой отрасли сегодня происходит непрерывно, приводя к множеству проблематических вопросов. В данном контексте, применение передовых технологий, включая анализ больших массивов данных и применение искусственного интеллекта (ИИ), становится критически важным для обеспечения благоприятных результатов в сфере бизнеса.

Применение инновационных технологий в различных областях коммерческой деятельности способствует расширению возможностей. Однако, параллельно с этим, они порождают ряд сложностей для бизнеса.

В современном контексте, масштабные данные и алгоритмы обучения становятся центральными в коммерческой деятельности. Они распределяют возможности для организаций различных отраслей, открывая доступ к значительным объемам информации, которые ранее были недоступны для анализа [1].

Это обеспечивает разработку инновационных тактик и управление автоматизированными рабочими процессами, предоставляя организациям конкурентное преимущество. Несмотря на это, внедрение этих технологий связано с преградами и рисками. Вопросы, связанные с защитой данных, недостатком квалифицированных специалистов, этическими вопросами и потенциальными угрозами безопасности, подчеркивают неотложную потребность в глубоком понимании этих технологий.

Следовательно, аналитическое изучение инноваций и сложностей, связанных с утилизацией больших данных и алгоритмов машинного обучения в деловых операциях, приобретает стратегическую важность. Проникновение в механизмы применения этих технологий в коммерческой

<http://ej.kubagro.ru/2024/07/pdf/36.pdf>

деятельности и внедрение соответствующих защитных мер позволяет корпорациям выработать устойчивые тактики и сохранить свою конкурентную способность в стремительно трансформирующемся деловом окружении.

Институции непрерывно накапливают значительные наборы информации, содержащие упорядоченные и неупорядоченные компоненты, в процессе своих рутинных действий. Эффективность гигантских объемов информации определяется способностью коммерческих структур оптимально задействовать этот ресурс [2].

Интерпретация обширных объемов данных обеспечивает ценное знание, служащее основой для обоснованных решений и стратегического планирования.

Обычно, сферу Big Data (большие данные) можно описать пятью основными «V»:

1. Параметр «Объем» (Volume) характеризует значительные пропорции информационных данных, такие как информация о бизнес-операциях, публикации в сетевых сообществах, а также данные, полученные от сенсоров и других ресурсов.
2. Индикатор «Скорость» (Velocity) ассоциируется с постоянным поступлением актуализированной информации и требованием ее оперативного анализа с целью удовлетворения коммерческих потребностей.
3. Многообразие (Variety) Глубинная просторность больших массивов информации охватывает многообразие диапазонов, содержащих в себе организованные и количественные данные, размещенные в информационных системах, а также неорганизованные данные, такие как текстовые документы, электронная корреспонденция, видео и аудио записи, аналитические данные финансовых рынков и другие [1].

4. Верность (Veracity) Данный компонент отображает степень достоверности данных, признавая возможность имперфектной информации, наличия отклонений, шума или аномалий в информации.

Фундаментальная миссия обработки обширных данных заключается в формировании бизнес-стоимости. Это проявляется в усовершенствовании бизнес-операций, принятии обоснованных решений и, в итоге, в увеличении прибыли.

В настоящее время, гигантские информационные массивы являются неотъемлемой частью корпоративного ландшафта. Эти обширные информационные агрегаты предлагают ценные сведения, которые способствуют формированию обоснованных решений, повышению качественного уровня продукции и услуг, а также ускорению прироста доходов предприятий. Исследуем, в каких ключевых сферах современного предпринимательства активно задействованы гигантские информационные массивы [3].

Анализ предсказаний.

Применение современных методов аналитики, базирующихся на обработке больших данных, позволяет корпорациям выстраивать модели и прогнозировать последующие события и поведение клиентской базы, что обеспечивает значительное конкурентное преимущество в бизнесе.

Персонализированный подход.

Аналитическое обращение с массивами данных позволяет корпоративным структурам углубленно исследовать свою целевую группу и предлагать ей персонализированные товары и услуги. Данный подход повышает уровень удовлетворенности клиентов и стимулирует экономический рост за счет увеличения товарооборота.

Улучшение операций.

Применение масштабных данных способствует оптимизации бизнес-процессов, редукции операционных затрат и усилению глобальной

эффективности. В результате корпоративные структуры укрепляют свою конкурентоспособность и продуктивность.

Данные способны активизировать инновационные процессы в сфере товаров и услуг, реагируя на запросы и предпочтения консументов, генерируя инновационные концепции для их реализации [4].

Рассмотрим практические примеры, демонстрирующие способность больших данных на практике увеличивать производительность предприятия и обеспечивать ему существенное превосходство над конкурентами.

Одним из таких примеров выступает Amazon. Данный гигант сферы электронной коммерции применяет обширные данные для формирования индивидуализированных предложений для своей клиентуры. Они анализируют историю трейдов, товары, которые клиент изучал, и глобальные модели торговли для представления оптимальных вариантов.

Следующим примером можно обозначить Netflix. Платформа для потокового воспроизведения видеоматериалов использует большие объемы информации для анализа поведенческих моделей и предпочтений своих абонентов. Это обеспечивает отбор наиболее соответствующих кинематографических произведений и телесериалов. Дополнительно, Netflix применяет информацию для формирования решений о создании собственного медиаконтента.

Если говорить еще о примерах крупных проектов, то это безусловно компания Google. Компания Google использует большие объемы информации с целью улучшения точности и актуальности своих результатов поиска. Использование данных также помогает в усовершенствовании их предложений в области рекламы, включая, например, Google AdWords.

Facebook, в качестве социального медиа-инструмента, использует технологию Big Data для отслеживания активности пользователей, что способствует контекстной доставке рекламных сообщений и контента.

Uber – организация, предоставляющая транспортные услуги Uber, эффективно применяет обширные информационные массивы для усовершенствования своего обслуживания. Это способствует установлению адаптивной ценовой политики, прогностическому анализу спроса и предложения, а также выявлению некорректных действий.

Walmart – корпорация розничной торговли Walmart базирует свой выбор товарного предложения в каждом из своих торговых точек на анализе объемных данных, принимая во внимание предпочтения консументов и современные тенденции рынка.[5]

**Материалы и методы.** Процесс машинного обучения является ключевым компонентом искусственного интеллекта, который занимается созданием и использованием алгоритмов и моделей. Эти механизмы предоставляют преимущество в виде способности компьютеров извлекать знания из данных и опыта.[6]

Существуют два принципиально различных подхода в машинном обучении включая в себя контролируемое обучение и неконтролируемое обучение.

Контролируемое обучение.

В этом контексте модель обретает знания через использование набора данных, содержащего входные параметры и их соответствующие ожидаемые результаты. Первоочередная миссия модели в данном сценарии - обучиться предсказывать ожидаемые результаты на основе представленных данных. Это могут быть задачи классификации (например, определение, является ли данное сообщение нежелательной рекламой) или регрессии (аппроксимация стоимости недвижимости на основе ее характеристик) [7].

Обучение без контроля.

В представленном методе алгоритмическое обучение осуществляется на основе набора данных, где заблаговременно определенные ответы отсутствуют. Главное предназначение этого подхода - идентификация скрытых структур и международных связей в представленных данных. Например, это может быть задачей кластерного анализа (сегментация потребителей на основе их потребительских паттернов) или сокращением размера данных (упрощение данных для удобства визуализации).

Кроме того, имеются альтернативные методики машинного обучения, такие как обучение с подкреплением, где алгоритм адаптируется на основе вознаграждений и санкций, а также смешанное обучение, интегрирующее аспекты обучения с применением и без использования наставника.

Алгоритмы машинного обучения применяются для решения широкого спектра задач. Одним из таких методологических решений выступает классификация.

Данный методологический процесс основан на обучении моделей, используя информацию с категориальными атрибутами, в результате чего возможно предсказать классификацию неизвестных данных. Применение данного метода можно обнаружить в системах фильтрации нежелательных электронных сообщений и в механизмах распознавания лиц.

Приведем примеры методов классификации. В контексте бинарной категоризации вероятностное предсказание принадлежности инстанции к первому классу задается как:

$$P(y=1) = \frac{1}{1 + \exp(-x^T \beta)}$$

где:

$P(y=1)$  – Вероятностное присваивание объекта к первому классу;

$\exp$  – функция экспоненцирования;

$X$  – матрица наблюдаемых характеристик с размерностью  $n \times m$ , где  $n$  соответствует количеству экземпляров, а  $m$  - количеству атрибутов;

$\beta$  – вектор коэффициентов с размерностью  $m \times 1$ ;

$X^T$  – процесс транспонирования матрицы  $X$ .

В рамках классификации дерева решений применяют иерархическую модель древовидной структуры, в которой узлы демонстрируют атрибуты, ветви отображают исходы решений, а терминальные узлы соответствуют предсказанным категориям.

Методика «Случайный лес» интегрирует множество деревьев принятия решений, каждое из которых тренируется на уникальной выборке набора данных. Процесс классификации достигается через механизм множественного голосования, осуществляемого совокупными деревьями.

В рамках метода опорных векторов цель состоит в оптимизации разделяющей гиперплоскости для классификации наблюдений. Оптимизационная задача для линейного метода опорных векторов

Минимизация целевой функции:  $\min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n \varepsilon_i$

С ограничениями для всех  $i$ :  $y_i(\omega \times x_i + b) \geq 1 - \varepsilon_i$

где:

$\omega$  – вектор весов;

$b$  – смещение;

$\varepsilon_i$  – переменные зазора;

$C$  – параметр регуляции;

$x_i$  – вектор признаков для  $i$ -ого наблюдения;

$y_i$  – метка класса для  $i$ -ого наблюдения.

Следующим примером методологических решений можно назвать метод регрессия



При данном процессе алгоритм совершает процесс обучения, опираясь на данные, представленные в непрерывной форме, вроде стоимости недвижимости, и применяется для прогнозирования непрерывных параметров для свежих данных, таких как аппроксимация стоимости жилого объекта, основываясь на его характеристиках [5].

Еще одним ярким примером выступает кластерный анализ. Данный метод способствует агрегации аналогичных экземпляров из набора данных в группы.

Многообразие подходов к сегментации данных включает в себя множество техник, оптимальный выбор которых определяется структурой исследуемого набора данных и конкретными целями исследования. К ключевым методам, применяемым для разделения данных на группы, относятся

1. Метод k-средних;
2. Иерархический подход к сегментации;
3. Спектральное группирование;
4. Метод DBSCAN, основанный на плотности и способный работать с данными, содержащими шум;
5. Применение моделей смеси Гауссовых распределений для определения структур в данных.

Задача алгоритма K-средних заключается в оптимизации суммы квадратов разностей между элементами набора данных и соответствующими центрами кластеров. Выражение для оценки качества кластеризации в контексте K-средних задается как:

$$Q = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k r_{ij} \|v_i - c_j\|^2$$

где:

Q – функция потерь;

n – количество точек данных;

$k$  – количество кластеров;

$v_i$  – точка данных  $i$ ;

$c_j$  – центр кластера  $j$ ;

$r_{ij}$  – бинарная переменная, равная 1, если точка данных  $i$  принадлежит кластеру  $j$ , и 0 в противном случае (индикатор принадлежности).

Описание алгоритма K-средних. Для определения параметра, обозначающего число кластеров, следует реализовать начальную установку. Центры кластеров иницируются путем выбора элементов из набора данных в случайном порядке. Итеративный процесс включает в себя: а) присваивание каждой единицы данных ближайшему кластеру, основываясь на минимальном расстоянии (чаще всего определяемом евклидовой метрикой), и б) обновление центроидов путем вычисления среднего арифметического всех точек в пределах каждого кластера. Завершающим этапом является анализ результатов кластеризации с использованием оценочного показателя, такого как коэффициент силуэта.

Применение методов кластеризации способствует раскрытию неочевидной организации данных, предоставляя ценности в широком спектре дисциплин, включая, но не ограничиваясь, сегментацию потребительского рынка, анализ геномных последовательностей, идентификацию агрегатов социальных единиц, а также улучшение эффективности системы рекомендаций путем агрегации схожих продуктов или профилей пользователей для оптимизации предложений.

Для организации образовательных процессов можно рассмотреть пример учебного процесса с подкреплением. В этом процедурном контексте субъект обучается совершать выборы, базируясь на получаемых вознаграждениях или наказаниях за свои активности. Примерами служат обучение автоматизированных агентов и автономных транспортных систем.

Еще одним методологическим решением выступает метод выявления особенностей (необычностей). Методика анализирует объекты исследования с целью идентификации аномальных изменений или флуктуаций в данных, что используется для выявления мошеннических манипуляций и системных несоответствий.

Далее следует метод Сортировка. В указанном подходе предмет исследования обучается организовывать элементы в конкретной последовательности. Это находит применение в поисковых механизмах и системах предварительного определения рейтинга кинофильмов.

Методы машинного обучения применяются для создания текста. Процедура тренировки алгоритма с целью создания текстовых данных, соответствующих стандартам гуманного восприятия. Методика используется в контексте разговорных роботов и для автоматизированной генерации научных публикаций [9].

Использование методологии машинного обучения (МО) в коммерческой сфере достаточно широко и обладает значительным ресурсом. Безусловным лидером в области современных технологий и инновационных решений является компания СБЕР. Согласно исследованиям специалистов компании, выявлены основные направления использования технологий искусственного интеллекта в коммерческой сфере:

- анализ данных;
- различные виды прогнозирования
- хранение, запоминание и воспроизведение определенных сведений, моделей;
- выбор оптимальных вариантов и мн. др.

Наибольшую пользу технологии искусственного интеллекта могут принести в тех сферах экономики, где необходимо оперировать большими объемами данных и проводить сложные расчеты, например, аналитика в

банковской сфере, продажах и маркетинговых исследованиях, инвестиционном и бизнес-планировании и т.д.

Приведем примеры областей, где технологии искусственного играют центральную роль:

— Анализ и прогнозирование данных.

В данном секторе методы машинного обучения применяются с целью прогнозирования потребности в товарах и услугах, анализа потребительских предпочтений и сегментации покупателей, а также для финансового прогнозирования и контроля рисков, обеспечивая тем самым возможность предприятиям оперативно отреагировать на колебания рыночной конъюнктуры.

— Усовершенствование бизнес-операций.

Интеллектуальные системы служат катализаторами для оптимизации и автоматизации процессов поставки и транспортировки, способствуют эффективному контролю над запасами, улучшают процедуры производства и предсказывают неисправности в оборудовании, что ведет к сокращению издержек и увеличению бизнес-производительности.

— Повышение уровня обслуживания клиентов.

Рекомендательные системы адаптированы для персонализации контента и товаров, мониторинга спроса на товарные группы и продаж, интерактивные аватары и цифровые ассистенты, отвечающие за обслуживание клиентов, анализ текстовых и аудио сообщений, оценивающих эмоциональное состояния клиентов, обеспечивая повышенный уровень обслуживания.

— Медицина.

Применение алгоритмов машинного обучения в секторе здравоохранения способствует диагностике заболеваний на основе медицинских снимков и данных, прогнозированию распространения

инфекций и оптимизации размещения ресурсов в лечебных учреждениях, что ведет к своевременной идентификации и лечению заболеваний.

Использование искусственного интеллекта в коммерческих приложениях обусловлено не только профессиональными компетенциями в области технологий, но и проникновенным осознанием бизнес-операций и требований клиентов.

Интеграция больших данных с методами машинного обучения является сложным процессом, который объединяет значительные потоки информации с передовыми техниками в области искусственного интеллекта. Это действие предоставляет бизнесу значительные преимущества, позволяя получать наблюдения, оптимизировать процедуры принятия решений и автоматизировать рутинные операции.

Посмотрим на ключевые этапы этого процесса [8]:

Гармоничная методика агрегации и конструирования внушительных объемов информации из разнообразных ресурсов, включая веб-сайты, социальные платформы, приложения.

Данные требуют предварительного состояния обработки, которое включает модификацию и другие процессы. Этот этап способствует снижению количества отклонений и подготавливает информацию для последующего исследования.

Идентификация ключевых характеристик из обширного множества глубоких данных представляет собой критический процесс, потенциально требующий специализированной экспертизы в данной области.

Процесс обучения моделей машинного обучения, включая регрессионный анализ, классификацию, кластерный анализ и нейронные сети, осуществляется на заранее подготовленном наборе данных.

**Результаты и обсуждение.** Нынешние прогрессивные вехи в секторе облачных инноваций занимают ключевую позицию в интеграции масштабных данных и алгоритмов машинного обучения. Они не только

обеспечивают необходимую инфраструктуру, но и включают в себя множество услуг, которые значительно содействуют эффективности и оперативности данного процесса.

Исследуем стратегии, через которые облачные вычислительные технологии воздействуют на слияние больших данных и машинного обучения:

- Включенные в спектр функций облачных систем аспекты обеспечивают неограниченность в использовании, обработку значительных квантов информационных данных и обучение сложно структурированных моделей машинного анализа.

- Данные, хранящиеся в облачных системах, обладают значительной степенью доступности и надежности, что является основополагающим фактором для устойчивости и надежности аналитики данных и обучения моделей искусственного интеллекта, учитывая, что даже небольшие задержки могут иметь критическое значение.

- Обеспечение целостности информации.

Облачные сервисы предоставляют гарантии сохранности и не поврежденности данных, включая параметры и архитектуры моделей машинного обучения, от внешних и внутренних угроз.

Грандиозные объемы информации в сочетании с искусственным интеллектом активно стимулируют технологическое развитие в сфере коммерции. Рассмотрим несколько ключевых тенденций [10]:

- В свете экспоненциального роста информации, обусловленного увеличением количества сенсоров, расширением Интернета вещей (IoT) и цифровой активности, возникает необходимость в разработке более эффективных стратегий для хранения, обработки и анализа данных.

- Увеличение степени автоматизации и рост применения облачных технологий.

- Разработка многофункциональных систем ИИ.

- Усиление значимости интерпретируемости данных.

Прогрессивное усиление значимости искусственного интеллекта в контексте декларирования суждений активизирует потребность в осмыслении механизмов его функционирования. Это усиливает потребность в исключительной прозрачности и доступности моделей, что критически важно для усиления уверенности в их выводах.

Интеграция искусственного интеллекта в сферу больших данных и машинного обучения прогрессивно развивается, формируя усовершенствованные системы, способные выполнить анализ информации и принять более комплексные решения.

Сфера квантовых вычислений предоставляет возможность эффективного решения сложных задач анализа и оптимизации данных, а использование квантовых алгоритмов может значительно ускорить обработку информационных потоков.

Акселерация вычислительных систем и специализированных устройств способствует оптимизации анализа больших данных и решениям в области машинного обучения.

Адвансы в сфере искусственного интеллекта и квантовых вычислений инициируют появление недавно возникающих этических и юридических вопросов. Обеспечение конфиденциальности, установление прозрачности и управление рисками преобразуются в центральные составляющие.

Прогресс в дисциплинах больших данных и машинного обучения в коммерческом контексте будет сопровождаться расширением объемов данных, автоматизацией и внедрением передовых технологий, тем самым открывая новые возможности и вызовы для корпораций [8].

В современной эпохе, данные стали одним из ключевых активов в коммерческом секторе. Интенсивная интеграция информации и машинного обучения играет ведущую роль в области инноваций и

решения широкого спектра проблематик. Нельзя недооценивать их вклад в область бизнес-приложений, и наблюдается, как эти технологические подходы трансформируют традиционные методики корпоративного управления.

Имманентные объемы информационных структур преобразуют корпоративные возможности в отношении аккумуляции, резервирования и манипулирования колоссальными объемами сведений, открывая новаторский взгляд на определение образцов, трендов и проникновенных резюме. Однако, синхронно с этими компетенциями, возникают вопросы эффективного управления и защиты информации, которые предполагают жесткий мониторинг по проблемам безопасности и конфиденциальности [5].

Таким образом, машинное обучение предоставляет потенциал для автоматизированного принятия решений, усовершенствования прогностических аналитических моделей и совершенствования бизнес-операций. Тем не менее, эффективная реализация машинного обучения требует подготовленных экспертов, доступа к компьютерным ресурсам и высококачественной информации.

Инновации в области больших данных и искусственного интеллекта, включая глубокие алгоритмы обучения, нейронные сети и облачные решения, непрерывно модифицируют коммерческий пейзаж. Эти механизмы повышают оперативную продуктивность и качество процедуры принятия решений, а также расширяют возможности для разработки новых товаров и услуг.

Тем не менее, наряду с внедрением этих пионерских технологий возникают комплексные проблемы, включая этические и юридические аспекты, а также необходимость обеспечения защиты данных и осмысления работы моделей. Организациям необходимо достичь баланса



между стремлением к инновациям и соблюдением регулятивных стандартов и этических ценностей.

В целом, машинное обучение и большие данные открывают впечатляющие возможности для предпринимательской деятельности, однако их эффективное применение требует тщательно продуманной и ответственной стратегии. Организации, способные успешно справиться с этими препятствиями, получают преимущество в условиях динамически изменяющейся бизнес-обстановки.

### Литература

1. Крамаренко Т. А. Разработка бизнес-приложений : учебник / Т. А. Крамаренко, Е. А. Иванова. – Краснодар : КубГАУ, 2021. – 234 с.
2. Яхонтова И. М. Информационные технологии в науке, производстве и образовании : учеб. пособие / И. М. Яхонтова, Т. А. Крамаренко. – Краснодар : КубГАУ, 2020. – 122 с.
3. Крамаренко Т.А. Выбор клиент-серверной СУБД для реализации информационной системы / Т. А. Крамаренко, И. А. Деменков, А. М. Михеев // Современные информационные технологии. – 2016. – № 24. С. 11–15.
4. Буханов, Д. Г. искусственные нейронные сети и их применение для решения практических задач / д. г. Буханов, М. В. Панченко. - Белгород: Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова, 2019. - 56 с.
5. Лукьяненко Т. В. Многослойные и многоуровневые системы хранения данных / Т. В. Лукьяненко, А. О. Копань // Интелл. информ. сист. Труды Междунар. науч.-практ. конф. В 2-х ч. : сб. ст. – Воронеж : ВТГУ, 2018. – С. 75–78.
6. Крамаренко Т. А. Методики и модели проектирования и разработки информационных систем : монография / Т. А. Крамаренко, Т. В. Лукьяненко. – Краснодар : КубГАУ, 2018. – 175 с.
7. Лукьяненко Т. В. Формирование портрета клиента на основе статистических данных / Т. В. Лукьяненко, Э. В. Германий, В. И. Лойко // Цифровизация экономики: направления, методы, инструменты : сб. материал. II всероссийск. студент. науч.-практ. конф. – Краснодар : КубГАУ, 2020. – С. 34-35.
8. Лукьяненко Т. В. К вопросу о совместном использовании технологий облачных вычислений и больших данных / Т. В. Лукьяненко, А. А. Широкова // Интелл. информ. сист. Труды Междунар. науч.-практ. конф. В 2-х ч. : сб. ст. – Воронеж : ВТГУ, 2018. – С. 155–157.
9. Яхонтова И. М. Инструментальные средства моделирования бизнес-процессов / И. М. Яхонтова. – Краснодар : Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина, 2018. – 117 с.

## References

1. Kramarenko T. A. Razrabotka biznes-prilozhenij : uchebnik / T. A. Kramarenko, E. A. Ivanova. – Krasnodar : KubGAU, 2021. – 234 s.
2. Jahontova I. M. Informacionnye tehnologii v nauke, proizvodstve i obrazovanii : ucheb. posobie / I. M. Jahontova, T. A. Kramarenko. – Krasnodar : KubGAU, 2020. – 122 s.
3. Kramarenko T.A. Vybor klient-servernoj SUBD dlja realizacii informacionnoj sistemy / T. A. Kramarenko, I. A. Demenkov, A. M. Miheev // Sovremennye informacionnye tehnologii. – 2016. – № 24. S. 11–15.
4. Buhanov, D. G. iskusstvennye nejronnye seti i ih primenenie dlja reshenija prakticheskikh zadach / d. g. Buhanov, M. V. Panchenko. - Belgorod: Belgorodskij gosudarstvennyj tehnologicheskij universitet im. V.G. Shuhova, 2019. - 56 s.
5. Luk'janenko T. V. Mnogoslojnye i mnogourovnevnye sistemy hranenija dannyh / T. V. Luk'janenko, A. O. Kopan' // Intell. inform. sist. Trudy Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. V 2-h ch. : sb. st. – Voronezh : VTGU, 2018. – S. 75–78.
6. Kramarenko T. A. Metodiki i modeli proektirovanija i razrabotki informacionnyh sistem : monografija / T. A. Kramarenko, T. V. Luk'janenko. – Krasnodar : KubGAU, 2018. – 175 s.
7. Luk'janenko T. V. Formirovanie portreta klienta na osnove statisticheskikh dannyh / T. V. Luk'janenko, Je. V. Germonij, V. I. Lojko // Cifrovizacija jekonomiki: napravlenija, metody, instrumenty : sb. material. II vserossijsk. student. nauch.-prakt. konf. – Krasnodar : KubGAU, 2020. – S. 34-35.
8. Luk'janenko T. V. K voprosu o sovместnom ispol'zovanii tehnologij oblachnyh vychislenij i bol'shih dannyh / T. V. Luk'janenko, A. A. Shirokova // Intell. inform. sist. Trudy Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. V 2-h ch. : sb. st. – Voronezh : VTGU, 2018. – S. 155–157.
9. Jahontova I. M. Instrumental'nye sredstva modelirovanija biznes-processov / I. M. Jahontova. – Krasnodar : Kubanskiy gosudarstvennyj agrarnyj universitet imeni I.T. Trubilina, 2018. – 117 s.