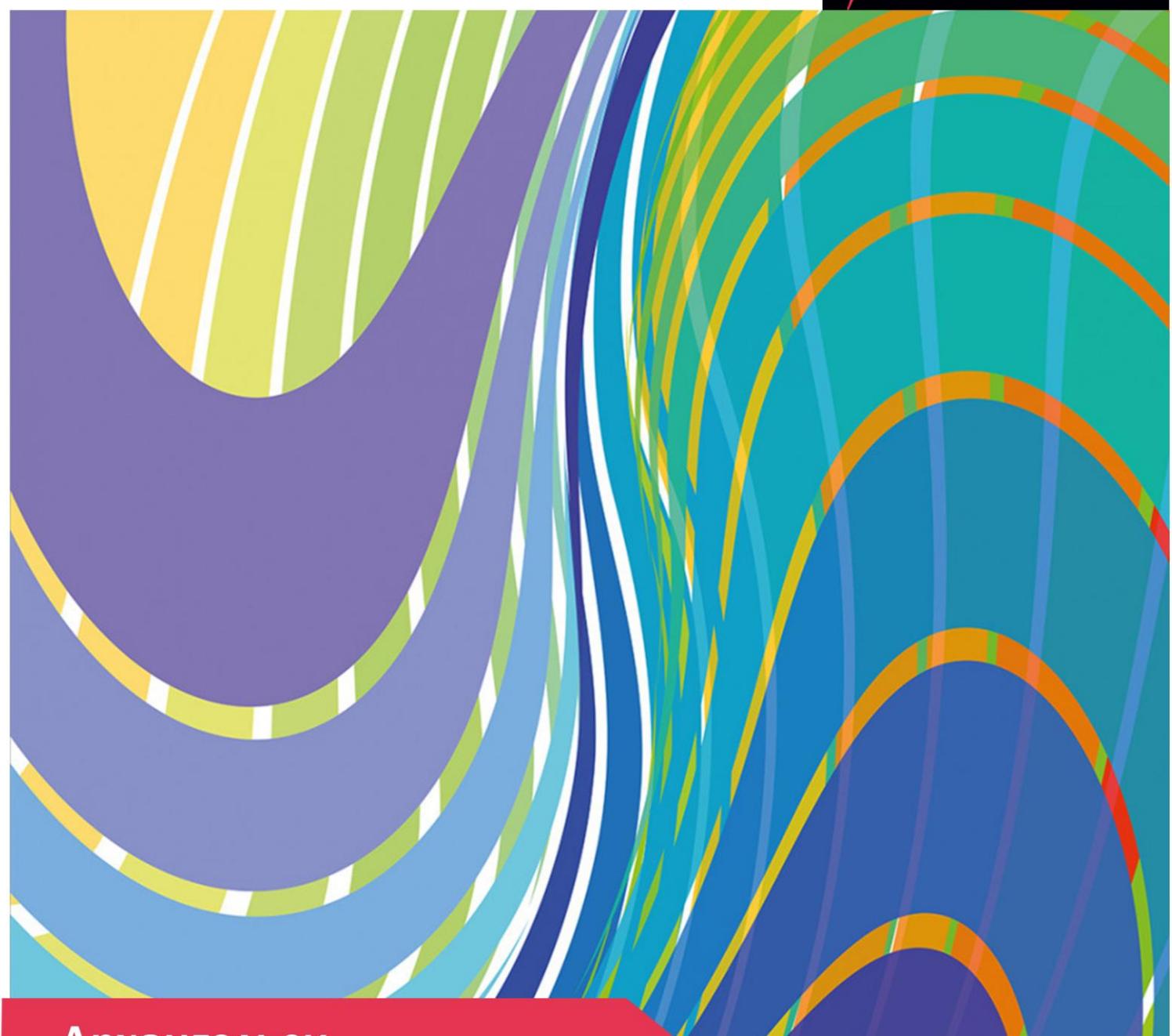


XXII Международная научная конференция

5 Июня

СОВРЕМЕННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ. ТЕХНИЧЕСКИЕ И ЕСТЕСТВЕННЫЕ НАУКИ



Архангельск

2025

**МЕЖДУНАРОДНЫЙ ИНСТИТУТ ПЕРСПЕКТИВНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ
им. ЛОМОНОСОВА**

**СБОРНИК ИЗБРАННЫХ СТАТЕЙ
МЕЖДУНАРОДНОЙ НАУЧНОЙ КОНФЕРЕНЦИИ**

**СОВРЕМЕННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ.
ТЕХНИЧЕСКИЕ И ЕСТЕСТВЕННЫЕ НАУКИ**

ИЮНЬ 2025

*Рекомендовано к публикации
редакционно-издательским советом
МИПИ им. ЛОМОНОСОВА
Протокол № 615 от 05.06.2025*



**Архангельск
Июнь 2025**

ББК 72

М 34

Современные технологии. Технические и естественные науки: сборник статей международной научной конференции (Архангельск, Июнь 2025). – СПб.: МИПИ им.Ломоносова, 2025. – 74 с. URL: <https://disk.yandex.ru/d/RfjuhW5jhChVA> (дата публикации: 05.06.2025)

ISBN 978-5-00234-238-9

DOI 10.58351/250605.2025.63.95.001

Сборник материалов конференции включает избранные научные труды участников конференции. Статьи рекомендованы к публикации редакционно-издательским советом Международным институтом перспективных исследований им.Ломоносова.

Материалы международной научной конференции "Современные технологии. Технические и естественные науки" адресованы сотрудникам научно-исследовательских институтов, научно-педагогическим работникам образовательных организаций, руководителям и специалистам государственных и частных организаций в соответствующей тематике сфере деятельности.

Научное издание

МАТЕРИАЛЫ КОНФЕРЕНЦИЙ МИПИ им.ЛОМОНОСОВА СБОРНИК ИЗБРАННЫХ СТАТЕЙ

ИЮНЬ 2025

Сборник издается без редакторских правок.

Ответственность за содержание статей возлагается на авторов.

Выпускающий редактор Е.П.Романова

Ответственный за выпуск А.С.Печенкин

Подписано к изданию с оригинал-макета 05.06.2025.

Формат 60x84/8. Гарнитура Time New Roman (статьи), Arial

Narrow (оглавление, титул).

Усл.печ.л.2,8. Объем данных 12Мб. Заказ № 42625.

Международный институт

перспективных исследований им.Ломоносова

197348, Санкт-Петербург,

бизнес-центр Норд-Хауз

info@spbipi.ru

ISBN 978-5-00234-238-9



9 785002 342389 >

>>>>>

ОГЛАВЛЕНИЕ

МЕЖДУНАРОДНАЯ НАУЧНАЯ КОНФЕРЕНЦИЯ

"СОВРЕМЕННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ. ТЕХНИЧЕСКИЕ И ЕСТЕСТВЕННЫЕ НАУКИ"

ГЕОГРАФИЧЕСКИЕ НАУКИ

Донцов Е.В., Болотнов В.П.

Анализ изменения состояния почв в окрестностях г. Когалыма

ХМАО-ЮГРЫ за 2020-2023 годы.....6

МЕДИЦИНСКИЕ НАУКИ

Акматова А.А., Исламова Г.Р., Голяева К.С.,

Койбагарова А.А., Шакирова А.Т.

Сыворотка с 10% азелаиновой кислотой (Bielenda Professional, Польша)

в местном лечении розацеа.....12

ПЕДАГОГИЧЕСКИЕ НАУКИ

Асхакова А.А.

Психологические аспекты обучения

изобразительному искусству.....20

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

Коноваленко В.Д.

Телеметрия в современных распределённых системах

обработки информации.....24

Таксимов А.Б.

Оптимизация производительности облачных систем

с использованием адаптивных алгоритмов машинного обучения.....27

Тягунова К.А.

Анализ методов распределения ресурсов применительно

к задаче планирования рабочего времени.....38

ФИЛОЛОГИЧЕСКИЕ НАУКИ

Убушаева И.В.

Языковые особенности реализации негативных эмоций

в англоязычных и русскоязычных интернет-блогах.....50

ЭКОНОМИЧЕСКИЕ НАУКИ

Коршунов Д.И.

Искусственный интеллект в сфере сервисов

интеллектуальных цепочек поставок.....58

ЮРИДИЧЕСКИЕ НАУКИ

Лечиев Б.М., Исипова Л.Р.

Участие прокурора в судебном процессе

по уголовным делам.....66

Моругина Н.А.

Куки и кеш (кэш) – как источники информации

в уголовном судопроизводстве.....70



<<<<<

>>>>

DOI 10.58351/250605.2025.96.65.002

УДК 004.65

Таксимов Аскар Боранбаевич

Магистр наук строительства и городского проектирования в развитии, Университетский колледж Лондона
Городской центра мониторинга и оперативного реагирования
при акимате города Астаны, Астана

Taximov Askar Boranbayevich, Master of science in Building and Urban design in development, University College London City center of monitoring and rapid response of Astana city's municipal government, Astana

ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ ОБЛАЧНЫХ СИСТЕМ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АДАПТИВНЫХ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация: В данной статье рассматривается актуальная проблема оптимизации облачных вычислений с использованием адаптивных алгоритмов обучения. Целью работы является анализ существующих тенденций в использовании адаптивных алгоритмов обучения для оптимизации облачных вычислений и определение перспективных направлений развития. В статье представлен обзор литературы, методология и результаты исследований, а также выводы о текущем состоянии и перспективах применения адаптивных алгоритмов обучения в облачных вычислениях.

Ключевые слова: машинное обучение, алгоритмы, методы, информационные технологии, облачные технологии, серверы, ресурсы.

Введение. Методы машинного обучения представляют собой способ обработки информации, позволяющий компьютерным системам самостоятельно извлекать ценные сведения из накопленных данных и применять их для принятия обоснованных решений без предварительной разработки конкретных инструкций. В сфере информационных технологий машинное обучение находит применение в разнообразных областях, включая совершенствование производственных процессов, автоматизацию рутинных операций, анализ колоссальных объемов информации и многое другое [1].

Облачные вычисления представляют собой способ предоставления вычислительных мощностей через интернет, включающий в себя серверы, хранилища данных, базы данных, сети и другие компоненты. Главное преимущество данной модели – оплата исключительно за фактически потребляемые ресурсы, при этом пользователь избавлен от необходимости заботиться о физическом оборудовании и его обслуживании.

Одним из ключевых достоинств облачных технологий является их экономичность. Вы платите только за используемые ресурсы, что позволяет существенно сократить расходы на инфраструктуру. Это особенно актуально для начинающих компаний и малого бизнеса, не располагающих возможностями для значительных капитальных вложений. Помимо этого, облачные провайдеры часто предлагают гибкие тарифные планы и скидки для постоянных клиентов, делая свои услуги еще более выгодными.

Облачные сервисы доступны из любой точки мира, что делает их удобными для команд, работающих удаленно. Управление ресурсами и их настройка осуществляются через веб-интерфейсы или API, что упрощает разработку и развертывание моделей машинного обучения. Многие облачные провайдеры также интегрируются с популярными инструментами для разработки и управления проектами, повышая эффективность работы.

Безопасность и надежность сервисов являются приоритетом для облачных провайдеров. Они предлагают многоуровневую защиту данных, включая шифрование, аутентификацию и авторизацию. Это особенно важно для проектов, работающих с конфиденциальной информацией. Кроме того, облачные провайдеры гарантируют высокую доступность сервисов, минимизируя риск сбоев и потерь данных.

В настоящее время популярность облачных вычислений стремительно растет, что ведет к увеличению числа приложений и, как следствие, нагрузки на облачные сервисы. Это порождает определенные вызовы и сложности, решение которых будет полезно как поставщикам облачных ресурсов, так и конечным пользователям. К ним относятся [1]:

1. Управление и контроль: Необходимо обеспечить прозрачность использования всех ресурсов, отслеживать состояние виртуальных машин и исключать ошибки в конфигурации. Сложность обусловлена разнообразием рабочих нагрузок, ограниченностью ручного вмешательства и взаимодействием различных приложений [1].

2. Масштабирование и динамическое распределение ресурсов: Важно эффективно направлять запросы, поддерживать стабильную работу системы и оперативно реагировать на появление новых или выход из строя существующих узлов. Проблема усугубляется использованием множества серверов, подверженных сбоям, а также необходимостью мониторинга выделенных ресурсов, чтобы избежать падения производительности при высокой нагрузке. Кроме того, не все приложения оптимизированы для работы с распределенными ресурсами.

3. Безопасность и конфиденциальность: Совместное использование физических машин несколькими облачными сервисами создает риски. Необходимо учитывать юридические аспекты, такие как хранение персональных данных граждан России только на серверах, расположенных в стране, а также отражать различные киберугрозы.

4. Отказоустойчивость: Любой узел может выйти из строя в любой момент, что приведет к недоступности данных или их полной потере. Поэтому необходимо не только отслеживать активность узлов, но и обеспечивать сохранность данных и непрерывность вычислений. Отказоустойчивость также важна при высокой загрузке системы.

Особенно значимую роль в ускорении работы баз данных и повышении эффективности их функционирования играют модели машинного обучения, в частности, нейронные сети.

С ростом масштабов хранимых данных и возрастанием требований к скорости их обработки современные системы управления базами данных (СУБД) сталкиваются с определенными трудностями. Пользователи ожидают практически мгновенного получения результатов запросов, и даже небольшая задержка может вызвать недовольство. Кроме того, данные становятся все более сложными и многообразными, а запросы – все более комплексными и многомерными, что усложняет задачу их оптимизации.

В этой ситуации применение машинного обучения становится эффективным решением для преодоления этих вызовов. Оно предлагает передовые подходы к оптимизации запросов, способные обеспечить существенное улучшение в управлении СУБД [1].

Алгоритмы машинного обучения способны адаптироваться к меняющимся условиям и выявлять наиболее эффективные стратегии выполнения запросов, что приводит к повышению производительности системы и удовлетворению потребностей

пользователей. Прежде всего, важно понять, почему оптимизация запросов приобретает все большее значение в современных системах управления данными.

В частности, нейронные сети, являясь частью машинного обучения, становятся ключевым инструментом для оптимизации работы с базами данных на веб-ресурсах. Их способность к анализу данных и автоматизации процессов позволяет значительно улучшить скорость и качество обработки информации.

Алгоритмы глубокого обучения (deep learning), входящие в арсенал машинного обучения, обеспечивают более глубокий анализ данных, выявляя скрытые взаимосвязи и отклонения, что критически важно для поддержания высокого уровня качества данных.

Основная часть. В последние годы технология искусственного интеллекта, представленная глубоким обучением, достигла быстрого развития и применяется во всех сферах жизни. С широким применением глубокого обучения во многих областях возникло большое количество сильных потребностей в эффективном и удобном обучении моделей искусственного интеллекта. Кроме того, в эпоху облачных вычислений контейнеры на основе Docker, Kubernetes и технологии их оркестровки значительно продвинулись на волне разработки программного обеспечения, эксплуатации и обслуживания автоматизированного развертывания сервисов приложений [2].

Чтобы учесть гибкость расширения ресурсов, большинство облачных приложений используют базовую архитектуру, которая разделяет вычисления и хранилище. Среди них хранилище объектов часто используется для хранения и управления массивными обучающими данными, поскольку оно может эффективно снизить затраты на хранение и улучшить масштабируемость. Помимо использования единого облака для хранения, многие пользователи облачных платформ хранят большие объемы данных в частных центрах обработки данных из-за соблюдения требований безопасности, суверенитета данных или факторов устаревшей архитектуры.

Нейронные сети представляют собой перспективное решение для повышения эффективности работы с базами данных, будь то системы SQL или NoSQL. Они способны оптимизировать запросы, предсказывать наилучшие пути доступа к информации и, как следствие, значительно улучшать общую производительность.

Искусственные нейронные сети во многом повторяют структуру человеческого мозга. Они состоят из базовых элементов – "нейронов", каждый из которых функционирует как переключатель и анализирует сигналы от других нейронов. Нейроны организованы в слои: первый слой получает входные данные, промежуточные слои формируют различные их комбинации, а последний слой выдает результат [3].

Важно отметить, что эта структура не задается заранее, а формируется в процессе обучения методом проб и ошибок. Изначально результаты работы сети случайны, но постепенно, в ходе обучения, их качество улучшается. Нейронные сети – это область искусственного интеллекта, направленная на моделирование аналитических процессов, происходящих в человеческом мозге. Таким образом, нейронные сети являются частью машинного обучения, которое, в свою очередь, является подмножеством искусственного интеллекта.

В настоящее время, говоря об искусственном интеллекте, часто используют термин AI/ML, подразумевая практическое применение машинного обучения. Искусственный интеллект – это комплекс методов, позволяющих автоматизировать задачи, которые обычно требуют человеческого интеллекта.

Ключевым признаком интеллекта является способность достигать поставленных целей.

Сверточные нейронные сети (CNN). CNN специализируются на обработке данных с пространственной структурой, таких как изображения. Они могут использоваться для распознавания и классификации товаров по изображениям, а также для оптимизации маршрутов транспортных средств путем анализа картографических данных.

Глубокие автоэнкодеры (DAE). DAE применяются для создания компактного представления данных и последующей их реконструкции. Они могут быть использованы для улучшения кластеризации товаров, то есть для группировки их в логистических цепочках. Кроме того, представление, полученное с помощью DAE, может способствовать оптимизации размещения товаров на складе.

Генеративно-состязательные сети (GAN). Генеративно-состязательная нейронная сеть представляет собой архитектуру, состоящую из двух компонентов: генератора и дискриминатора, работающих в противоборстве друг с другом. Этот тип нейронных сетей может быть использован для создания реалистичных сценариев.

Кроме того, GAN могут быть интегрированы в систему индексирования, позволяя создавать более гибкие и адаптивные индексы, отвечающие изменяющимся потребностям пользователей. Это особенно актуально в условиях больших данных и облачных вычислений, где объемы информации постоянно растут, и требуется высокая масштабируемость [3].

Data mining с использованием нейронных сетей позволяет выявлять ценные закономерности, которые можно использовать для улучшения пользовательского опыта и повышения эффективности веб-сайта. Они также полезны для прогнозирования и формирования рекомендаций [4].

Проблемы производительности баз данных и традиционные подходы

Производительность баз данных часто является ограничивающим фактором, особенно при работе с большими объемами данных и высокой посещаемостью веб-сайта.

Ограничения SQL и NoSQL баз данных в контексте больших данных

Традиционные SQL и NoSQL базы данных, несмотря на свои достоинства, сталкиваются с определенными трудностями при работе с большими данными. SQL базы данных, известные своей структурированностью и поддержкой SQL запросов, могут испытывать проблемы с масштабируемостью и производительностью при обработке огромных объемов неструктурированных или полуструктурных данных. Сложные SQL запросы могут приводить к замедлению работы, особенно при недостаточно эффективном индексировании и оптимизации запросов [4];

NoSQL базы данных, в свою очередь, предлагают большую гибкость и масштабируемость, но могут уступать в сложности запросов и поддержке ACID-транзакций. Для обеспечения целостности данных часто требуется более сложная логика приложения. При разработке веб-сайтов, работающих с большими данными, необходимо учитывать эти ограничения при выборе системы управления базами данных [4].

Оба типа баз данных могут испытывать трудности при необходимости проведения сложного анализа данных и интеллектуальной обработки, требующих значительных вычислительных ресурсов. Именно здесь на помощь приходят алгоритмы машинного обучения и нейронные сети, способные улучшить производительность и автоматизировать многие процессы, такие как кластеризация и выявление аномалий.

Применение машинного обучения для оптимизации баз данных

Машинное обучение предоставляет мощные инструменты для оптимизации баз данных, повышая их производительность и качество данных.

Использование алгоритмов машинного обучения для улучшения скорости запросов

Алгоритмы машинного обучения, особенно нейронные сети и методы глубокого обучения, играют важную роль в ускорении запросов к базам данных. Они способны анализировать шаблоны запросов, выявлять наиболее часто используемые данные и оптимизировать структуру индексирования для ускорения доступа к ним. Машинное обучение позволяет автоматизировать процесс оптимизации запросов, что особенно важно в динамичных средах, где структура данных и характер запросов постоянно меняются [5].

Адаптивное обучение, основанное на алгоритмах машинного обучения, позволяет СУБД автоматически перестраивать индексы и планы выполнения запросов в зависимости от текущей нагрузки и характера обращений к данным. Это позволяет значительно повысить производительность веб-сайта, особенно при работе с большими данными. Нейронные сети могут быть использованы для предсказания наиболее вероятных запросов, что позволяет заранее подготовить данные и снизить задержки при их выполнении [5].

Кроме того, они могут быть интегрированы в систему мониторинга базы данных, выявляя аномалии и проблемы с производительностью в режиме реального времени, что позволяет оперативно реагировать на возникающие ситуации. Использование машинного обучения для оптимизации баз данных становится все более важным в контексте облачных вычислений и растущих требований к масштабируемости и скорости запросов.

Нейронные сети в интеллектуальном анализе данных и прогнозировании

Нейронные сети открывают новые возможности для интеллектуального анализа данных и прогнозирования, значительно повышая качество и точность результатов.

Нейронные сети представляют собой эффективный инструмент для прогнозирования нагрузки на базы данных, что позволяет автоматизировать масштабирование и более эффективно использовать вычислительные ресурсы.

Анализируя исторические данные о посещаемости веб-сайта, активности пользователей и типах запросов, нейронные сети

способны с высокой точностью предсказывать будущую нагрузку на систему управления базами данных (СУБД). Это позволяет заранее распределять необходимые ресурсы, предотвращая перегрузки и гарантируя стабильную работу [6].

Автоматизированное масштабирование, основанное на нейронных сетях, обеспечивает динамическую адаптацию инфраструктуры базы данных к текущим потребностям. В периоды пиковых нагрузок система может автоматически увеличивать количество серверов или объем оперативной памяти, а в спокойные периоды – сокращать их, тем самым оптимизируя расходы на облачные сервисы.

Алгоритмы машинного обучения, в частности, глубокое обучение, способны выявлять сложные взаимосвязи между различными факторами, влияющими на нагрузку, что позволяет более точно прогнозировать ее и эффективно управлять ресурсами.

Такой подход особенно ценен для веб-сайтов с непредсказуемым трафиком или приложений, работающих с большими объемами данных, где ручное управление масштабируемостью может быть сложным и нерентабельным.

Интеллектуальный анализ данных с помощью нейронных сетей позволяет не только предсказывать нагрузку, но и выявлять потенциальные "узкие места" в инфраструктуре базы данных, что дает возможность заранее принимать меры по их устранению.

Кроме того, глубокое обучение предоставляет передовые методы для повышения качества данных, выявления отклонений и повышения точности анализа, а также благодаря своим мощным алгоритмам, играет ключевую роль в обнаружении аномалий и кластеризации данных, что напрямую влияет на точность анализа.

Аномалии, такие как ошибки ввода, мошеннические действия или технические сбои, могут существенно исказить результаты анализа и приводить к ошибочным выводам. Нейронные сети, особенно автоэнкодеры и генеративно-состязательные сети (GAN), эффективно выявляют такие отклонения, обучаясь на нормальных данных и определяя любые отклонения от них.

Кластеризация данных с помощью алгоритмов машинного обучения позволяет группировать схожие данные, что упрощает их анализ и выявление закономерностей. Методы глубокого обучения, такие как t-SNE и UMAP, позволяют визуализировать многомерные данные и выявлять скрытые структуры, что особенно полезно при работе с большими массивами данных [7].

Кластеризация может быть использована для сегментации аудитории веб-сайта, выявления групп товаров с похожими характеристиками или для анализа транзакций с целью обнаружения мошеннических схем. Сочетание обнаружения аномалий и кластеризации позволяет получить более точные и надежные результаты анализа данных, что, в свою очередь, способствует принятию более обоснованных решений и повышению эффективности веб-сайта. Это напрямую влияет на качество данных и скорость обработки запросов.

Использование нейронных сетей может значительно улучшить оптимизацию запросов и индексацию, что приводит к повышению скорости и эффективности работы с базами данных. А адаптивное обучение на основе нейронных сетей позволяет оптимизировать запросы к базе данных в режиме реального времени, что значительно повышает скорость и производительность. Традиционные методы оптимизации запросов часто являются статичными и не учитывают динамические изменения структуры данных, характера запросов и нагрузки на систему.

Нейронные сети могут использоваться для прогнозирования наиболее эффективных способов доступа к данным, оценки стоимости различных планов выполнения запросов и выбора оптимального плана для каждого конкретного запроса.

Они также могут быть интегрированы в систему индексации, что позволяет создавать более эффективные индексы, которые адаптируются к изменяющимся схемам использования данных.

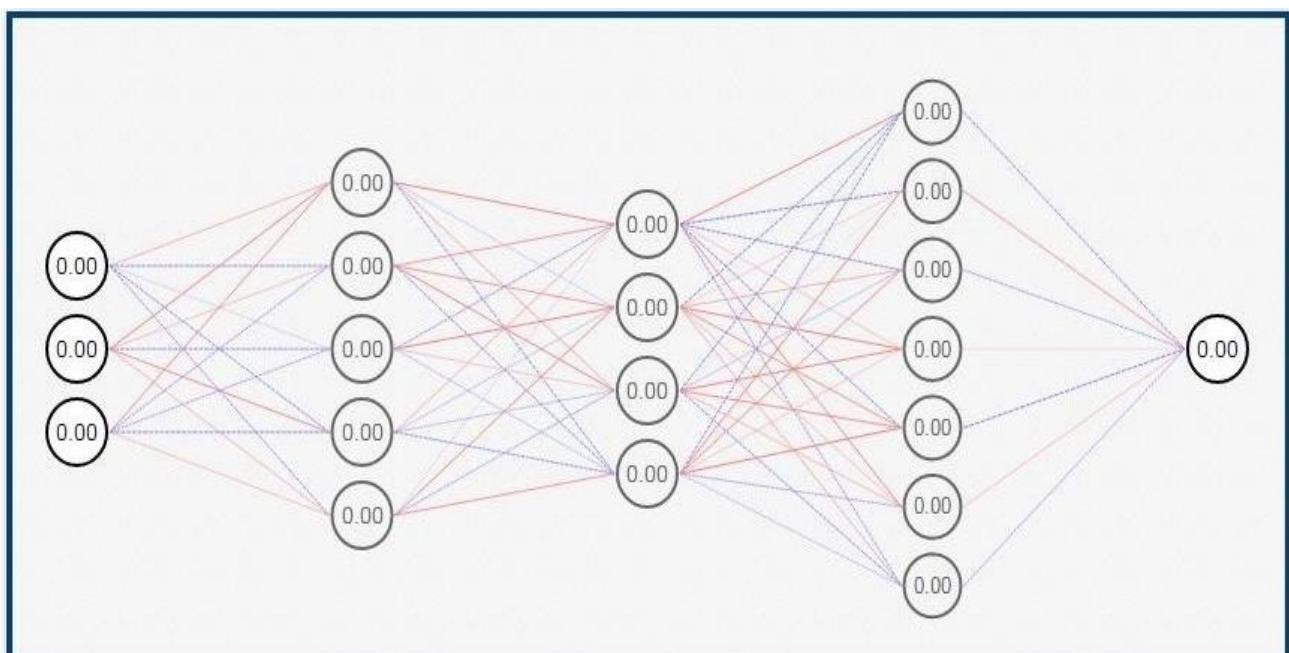


Рисунок 1

Нейронные сети стали важным инструментом для разработки эффективных систем, предлагающих пользователям релевантный контент и улучшающих их взаимодействие с веб-сайтами.

Современные рекомендательные системы все чаще базируются на нейронных сетях, обеспечивающих создание индивидуальных предложений для каждого пользователя. В отличие от классических подходов, например, коллаборативной фильтрации, нейронные сети учитывают множество факторов, определяющих интересы пользователей: историю просмотров, демографические данные, текущий контекст и даже их эмоциональное состояние.

Благодаря продвинутым методам машинного обучения, таким как глубокое обучение и рекуррентные нейронные сети (RNN), можно анализировать сложные цепочки действий пользователя и обнаруживать неочевидные закономерности, что ведет к формированию более точных и полезных рекомендаций.

Заключение. Использование нейронных сетей в анализе больших данных открывает возможности для обнаружения неочевидных взаимосвязей и направлений, что в свою очередь помогает оптимизировать взаимодействие с пользователями и улучшить работу сайта. Благодаря адаптивному обучению, системы управления базами данных способны самостоятельно корректировать свою работу в соответствии с меняющимися обстоятельствами, обеспечивая оптимизацию в реальном времени.

В сфере облачных технологий искусственный интеллект может автоматизировать процесс масштабирования баз данных, оперативно распределяя ресурсы в зависимости от текущей нагрузки. Технологии извлечения знаний из данных, основанные на нейронных сетях, позволяют находить важные сведения, которые можно применять для персонализации контента и разработки более точных систем рекомендаций.

В конечном итоге, это приводит к улучшению качества информации, ускорению обработки запросов и общему повышению производительности веб-ресурса.

Список литературы:

1. David Reinsel, John Gantz, John Rydning. Data Age 2025: The Evolution of Data to LifeCritical. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: <https://www.seagate.com/wwwcontent/our-story/trends/files/Seagate-WP-DataAge2025-March-2017.pdf>.

2. de Gemmis M., Lops P., Musto C., Narducci F., Semeraro G. Semantics-Aware ContentBased Recommender Systems. In: Ricci F., Rokach L., Shapira B. (eds) Recommender Systems Handbook. Springer, Boston, MA. 2015. pp. 119-159.
3. Nicolenko C. Recommender Systems. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: URL: http://www.compsciclub.ru/csclub/sites/default/files/slides/20111202_machine_learning_nikolenko_le cture07.pdf (25.11.2014).
4. Воронцов К.В. Лекции по алгоритмическим композициям // Электронные лекции, 7 октября 2012 г. [Электронный ресурс]: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/0/0d/VoronML-Compositions.pdf> (дата обращения 12.04.2024).
5. Янина А.О., Воронцов К.В. Мультимодальные тематические модели для разведочного поиска в коллективном блоге // Машинное обучение и анализ данных, 2016. Т. 2, №2. С. 173- 186.
6. Дьяконов А.Г. Прогноз поведения клиентов супермаркетов с помощью весовых схем оценок вероятностей и плотностей // Бизнес-информатика, 2014. Т. 1, № 27. С. 68-77.
7. Grigorios Tsoumacas, Apostolos Papadopoulos, Weining Qian, Stavros Vologiannidis, Alexander D'yakonov, Antti Puurula, Jesse Read, Jan Svec, Stanislav Semenov. WISE 2014 Challenge: Multi-label Classification of Print Media Articles to Topics // Lecture Notes in Computer Science. 2014, № 8787, pp. 541-548

<<<<<

