

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В РАЗРАБОТКЕ ЦИФРОВЫХ ПЛАТФОРМ ДЛЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ

Современные цифровые платформы, включая образовательные порталы, мобильные приложения и приложения Windows, все чаще используют алгоритмы машинного обучения (ML) для персонализации контента, улучшения пользовательского опыта и автоматизации задач. Эти технологии позволяют адаптировать системы под индивидуальные потребности пользователей, повышая их эффективность и удобство использования. В данной статье исследуются основные подходы и преимущества применения алгоритмов машинного обучения для создания персонализированных решений, а также обсуждаются вызовы и перспективы их внедрения [1].

Персонализация и анализ данных. Машинное обучение стало важным инструментом для персонализации, особенно в образовательных порталах и мобильных приложениях. Алгоритмы анализируют активность пользователей, их достижения и предпочтения, чтобы представить рекомендации и адаптивные задания. Примеры такого подхода включают:

- рекомендации на основе активности: Анализ данных учащихся позволяет предоставлять индивидуальные маршруты обучения и персонализированные задания. Например, студенты, проявляющие интерес к определённой теме, могут получать дополнительные материалы для углублённого изучения;
- прогнозирование успеха: Модели классификации и регрессии используются для оценки вероятности успеха учащихся и выявления областей, требующих улучшения. Например, с помощью анализа выполнения домашних заданий можно определить, какие темы вызывают наибольшие трудности;
- автоматизация задач: Образовательные платформы используют ML для автоматического создания расписаний, управления ресурсами и обработки заявок. Это сокращает время, затрачиваемое на административные задачи, и позволяет сосредоточиться на обучении.

Персонализация повышает мотивацию пользователей и улучшает результаты, что особенно важно для образовательных порталов и мобильных приложений, ориентированных на обучение и развитие навыков. Например, в онлайн-школах машинное обучение может помогать создавать индивидуальные планы подготовки для каждого ученика,

учитывая его текущий уровень знаний и прогресс [1, 2].

Мобильные приложения и приложения Windows предоставляют множество возможностей для интеграции алгоритмов машинного обучения. Некоторые ключевые области включают:

- обработка естественного языка (NLP): Машинное обучение используется для преобразования текстов в структурированный формат, создания сводок и анализа сложных запросов. Например, приложения могут генерировать автоматические ответы или предоставлять рекомендации на основе запросов пользователей. Это особенно полезно для образовательных платформ, где учащиеся могут задавать вопросы на естественном языке и получать точные ответы;

- анализ изображений: Мобильные приложения могут использовать ML для обработки изображений, включая интеллектуальное масштабирование, удаление объектов или создание нового контента. Например, образовательные приложения могут автоматически распознавать текст на изображениях учебников и преобразовывать его в цифровой формат для последующего анализа;

- семантический поиск: Благодаря алгоритмам машинного обучения пользователи могут искать информацию по смыслу, а не по точному совпадению слов. Это особенно полезно для библиотек и учебных платформ, где учащиеся ищут материалы по темам, а не по конкретным ключевым словам;

- гибридные модели: Комбинация локальных моделей (SLM) и облачных моделей (LLM) позволяет достичь наилучших результатов. Например, небольшие модели могут работать локально, обеспечивая быстрый отклик, тогда как сложные вычисления передаются в облако.

Примером может служить Windows Copilot Runtime, который предоставляет готовые API для интеграции моделей ML в приложения. Это упрощает разработку и позволяет сосредоточиться на создании полезных функций [3, 4].

Вызовы и ограничения. Несмотря на значительные преимущества, внедрение машинного обучения сопряжено с рядом вызовов [1-3]:

- конфиденциальность и безопасность данных: Обеспечение защиты персональных данных пользователей, особенно в образовательных и мобильных приложениях, требует соблюдения строгих регламентов, таких как GDPR. Например, данные учащихся должны храниться анонимно, чтобы предотвратить их утечку;

- этические аспекты: Исключение предвзятости и дискриминации в алгоритмах — важная задача для разработчиков. Если модель обучена на данных, содержащих предвзятость, это может повлиять на

её результаты. Например, рекомендации могут стать менее релевантными для определённых групп пользователей;

– качество данных: Эффективность моделей зависит от полноты и качества исходных данных. Некачественные или неполные данные могут привести к некорректным выводам. Например, если данные об активности учащихся не обновляются, рекомендации могут стать устаревшими;

– технические ограничения: Некоторые устройства не обладают достаточной вычислительной мощностью для работы с ML. Это требует оптимизации моделей, чтобы они могли эффективно работать даже на устаревших устройствах.

Перспективы развития машинного обучения ML в цифровых платформах выглядят многообещающе. Основные направления развития включают [2-4]:

– интеграция больших данных: Анализ данных в реальном времени позволяет предоставлять более точные рекомендации и улучшать взаимодействие с пользователями. Например, образовательные платформы смогут анализировать текущие тренды и адаптировать курсы под потребности студентов;

– улучшенная контекстная адаптивность: Учет местоположения, времени и других факторов для персонализации контента. Например, приложение может предлагать учебные материалы, соответствующие времени суток или текущему месту нахождения пользователя;

– прогресс в области голосовых интерфейсов: Интеграция голосовых помощников для улучшения взаимодействия пользователей с приложениями. Например, учащиеся смогут задавать вопросы голосом и получать ответы в реальном времени;

– оптимизация моделей: Разработка компактных моделей для работы на устройствах с ограниченными ресурсами. Это сделает персонализированные рекомендации доступными для большего числа пользователей;

– кроссплатформенные решения: Создание систем, которые могут работать на разных устройствах, включая мобильные телефоны, компьютеры и планшеты. Это улучшит доступность образовательных материалов и упростит взаимодействие между платформами.

Таким образом, алгоритмы машинного обучения открывают широкие возможности для персонализации цифровых платформ, повышая их эффективность и удобство. Однако разработчики должны учитывать вызовы, связанные с конфиденциальностью, этикой и техническими ограничениями. В будущем использование ML станет ещё более интегрированным, обеспечивая пользователям качественно новый уровень

взаимодействия с цифровыми технологиями. Применение ML в образовательных и мобильных приложениях, а также на платформе Windows, продолжит трансформировать эти области, делая их более интуитивными и адаптивными к потребностям пользователей.

ЛИТЕРАТУРА

1. Сапрыкин Д.А., Подольский К.В. Возможности применения машинного обучения в мобильных приложениях для персонализированной рекомендации контента // International Journal of Humanities and Natural Sciences. – 2023. – №12-4 (87). – С.80-83. – DOI: 10.24412/2500-1000-2023-12-4-80-83.
2. Жунисов Н.М., Казбекова Г.Н., Баймаханова А.С., Абен А.Б. Использование алгоритмов машинного обучения при разработке образовательных порталов// Вестник ВКТУ. – 2024. – №3. – С.124-132. – DOI HYPERLINK "<https://storage.ektu.kz/nextcloud/index.php/s/an78AoN4Nc9pARf>"10.51885/1561-4212_2024_3_121.
3. Использование алгоритмов машинного обучения в приложениях Windows [Электронный ресурс] // Microsoft Learn. – URL: <https://learn.microsoft.com/ru-ru/windows/ai/models>.
4. Центр моделей машинного обучения [Электронный ресурс]. – URL: <https://huggingface.co/>.

УДК 004.032.26

К.Э. Воронцов, асп.;

Н.А. Галанина, проф. (ЧувГУ, Чебоксары, Россия)

СОЗДАНИЕ АЛГОРИТМА ВЕКТОРНОЙ БАЗЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ЛИЦ ЛЮДЕЙ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Алгоритмы распознавания лиц позволяют автоматически идентифицировать или верифицировать человека по его изображению. Процесс распознавания включает несколько этапов:

1. Обнаружение лица.
2. Выделение ключевых точек (минимум 68).
3. Нормализация изображения.
4. Построение вектора признаков.
5. Сравнение с базой данных.

Для более сложных задач распознавания лиц в робототехнике, где требуется высокая точность и устойчивость к различным условиям, используются методы на основе глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (CNN). CNN обеспечивают высокую точность