

ПРИМЕНЕНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ В МОБИЛЬНЫХ ПРИЛОЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКИХ ДАННЫХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Шоть К. С.

Кафедра программного обеспечения информационных технологий,
Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
Минск, Республика Беларусь
E-mail: s.nesterenkov@bsuir.by, ksyshashot2005@gmail.com

В данной работе рассматриваются современные подходы, используемые в мобильных приложениях, а также методы, основанные на анализе пользовательских данных с применением машинного обучения.

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире наблюдается мобильное доминирование – всё больше задач люди выполняют с помощью смартфонов. Конкурентоспособность приложения во многом определяется качеством пользовательского опыта (User Experience, UX) и полнотой реализованных функций. При этом простые шаблонные интерфейсы и минимальный набор возможностей уже не обеспечивают достаточной вовлечённости.

Персонализация, выражающаяся в адаптации интерфейса, рекомендациях контента, уведомлениях и настройке функций под тип пользователя, становится ключевым инструментом коммерческой эффективности и удержания аудитории. Использование методов машинного обучения (Machine Learning, ML) и искусственного интеллекта (Artificial Intelligence, AI) позволяет повысить релевантность контента, увеличить время взаимодействия и снизить отток пользователей.

I. Типы данных для персонализации

Для создания профиля пользователя приложению необходимы различные типы данных. На их основе методы машинного обучения, представленные в следующей секции, «учатся». Это позволяет формировать индивидуальные рекомендации и адаптировать функционал. Выделяются следующие категории:

- Поведенческие данные: отражают взаимодействие с приложением – частоту использования, длительность сессий, последовательность действий.
- Демографические данные: характеризуют аудиторию по возрасту, полу, языку, региону.
- Контекстные данные: уточняют условия использования – время, местоположение, качество соединения, операционную систему и тип устройства.
- История предпочтений: отражает накопленный опыт – оценки, отзывы и реакции на рекомендованный контент.

Такое деление формирует основу для создания пользовательского профиля и признаков, используемых моделями машинного обучения.

II. Методы машинного обучения для персонализации приложений

Методы машинного обучения автоматически анализируют большие объёмы пользовательских данных, что позволяет определить закономерности в пользовательских предпочтениях и поведении. Ниже рассмотрены ключевые направления машинного обучения, которые используются в современных системах.

1. Кластеризация пользователей. Метод неконтролируемого обучения, основанный на объединении пользователей в группы (кластеры) по схожим характеристикам или поведению. Основные алгоритмы:
 - K-means – делит пользователей на заданное число групп, минимизируя различия внутри каждой из них.
 - Иерархическая кластеризация – формирует древовидную структуру, отражающую взаимосвязи между кластерами.
 - DBSCAN – выделяет кластеры по плотности данных, что позволяет отсекать выбросы и находить группы произвольной формы.
2. Классификация предпочтений. Метод контролируемого обучения, при котором модель, обученная на размеченных данных, прогнозирует действия пользователя. Основные алгоритмы:
 - Логистическая регрессия – решает бинарные задачи, например, прогноз отклика на рекомендованный контент.
 - k-ближайших соседей (k-NN) – определяет категорию пользователя на основе схожести с известными примерами.
 - Машины опорных векторов (SVM) – строят нелинейные границы между группами, повышая точность анализа.

3. Рекомендательные системы. Ключевой элемент персонализации, обеспечивающий адаптивную подачу контента. Подходы к построению:

- Коллаборативная фильтрация – анализирует сходства между пользователями или элементами контента, предполагая, что схожие пользователи совершают схожие выборы.
- Контентно-ориентированные методы – предлагают контент, похожий на тот, с которым пользователь взаимодействовал ранее.
- Гибридные модели – объединяют оба подхода, устраняя их недостатки, например проблему «холодного старта» при отсутствии данных о новом пользователе.

4. Контекстно-зависимые модели. Используют не только профиль пользователя, но и внешние условия взаимодействия: геолокацию, устройство, качество соединения и др. Основные подходы:

- Нейронные сети – учитывают динамические параметры и формируют рекомендации в реальном времени.
- Адаптивные алгоритмы – выбирают рекомендации в зависимости от текущего контекста.

III. ИНТЕГРАЦИЯ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ В МОБИЛЬНОЕ ПРИЛОЖЕНИЕ

Интеграция персонализации направлена на улучшение индивидуального пользовательского опыта. Процесс включает три основных этапа:

1. Сбор данных. Фиксируются профильные, поведенческие и контекстные данные пользователя для дальнейшего анализа.
2. Обработка. Данные очищаются, агрегируются и анализируются с применением моделей машинного обучения, формируя профиль пользователя с ключевыми признаками.
3. Применение. Интерфейс и функционал адаптируются под полученный профиль, обеспечивая персональные рекомендации и уведомления.

IV. ПРЕИМУЩЕСТВА ИНТЕГРАЦИИ ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ В МОБИЛЬНОЕ ПРИЛОЖЕНИЕ

Использование персонализации, особенно на основе методов машинного обучения, является ключевым фактором удержания пользователей и повышения эффективности приложения. Основные преимущества:

- Повышение вовлечённости: пользователю чаще предлагается контент, соответствующий его интересам.
- Рост продаж: анализ пользовательских действий позволяет выявлять закономерности

и предлагать сопутствующие товары или услуги.

- Оптимизация пользовательского пути: приложение адаптирует фильтры и рекомендации на основе повторяющихся действий.
- Расширенная аналитика: персонализация облегчает сегментацию аудитории и повышает эффективность маркетинговых кампаний.

V. НЕДОСТАТКИ, ВЫЗОВЫ И ОГРАНИЧЕНИЯ

Интеграция персонализации сопровождается техническими, этическими и организационными трудностями:

1. Конфиденциальность данных. Необходимость сбора большого объема информации повышает риск утечек и нарушений. Решение – анонимизация, шифрование и федеративное обучение.
2. Проблема «холодного старта». Недостаток данных о новых пользователях снижает точность рекомендаций. В качестве решения используются опросы и анализ базовых демографических сведений.
3. Ресурсоёмкость. Модели машинного обучения требуют значительных вычислительных ресурсов и синхронизации данных при минимальных задержках.
4. Этические риски. Избыточная персонализация может ограничивать разнообразие контента и перегружать уведомлениями. Решение – возможность настройки пользователем уровня персонализации.

VI. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Применение технологий персонализации в мобильных приложениях на основе анализа пользовательских данных и машинного обучения представляет собой мощный инструмент повышения качества пользовательского опыта и коммерческой эффективности. В данной работе рассмотрена методологическая база: какие данные используются, какие алгоритмы применимы, а также какие преимущества и недостатки имеет само применение персонализации.

VII. СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Personalized Machine Learning* / J. McAuley // Cambridge University Press – 2022.
2. *Practical Recommender Systems* / K. Falk. // Manning Publications – 2019.
3. Алгоритмы анализа пользовательских предпочтений и генерации рекомендаций с использованием методов машинного обучения / Н. А. Александров, С. Н. Нестеренков // Информационные технологии и системы 2024 (ИТС 2024) = Information Technologies and Systems 2024 (ITS 2024) : материалы междунар. науч. конф., Минск, 20 нояб. / редкол. : Л. Ю. Шилин [и др.]. – Минск : БГУИР, 2024. – С. 139–140.
4. Создание приложений машинного обучения. От идеи к продукту / Э. Амейзен // СПб.: «Инфра-М» – 2021
5. *Recommender Systems Handbook* (3rd ed.) / F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira // Springer – 2022.