

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра социальной информатики

**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ УЛУЧШЕНИЯ
РЕКОМЕНДАЦИЙ И ПЕРСОНАЛИЗАЦИИ В СОЦИАЛЬНЫХ
СЕТЕВЫХ СЕРВИСАХ**

(автореферат бакалаврской работы)

студента 4 курса 451 группы
направления 09.03.03 - Прикладная информатика
профиль Прикладная информатика в социологии
Социологического факультета
Алешина Алексея Сергеевича

Научный руководитель
профессор, доктор социологических наук _____ Н.И. Мельникова
подпись, дата

Зав. кафедрой
кандидат социологических наук, доцент _____ И.Г. Малинский
подпись, дата

Саратов 2024

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность проблемы. Сегодня, в эпоху стремительного развития цифровых технологий, социальные сетевые сервисы становятся важным аспектом повседневной жизни. Огромные объемы данных, собираемых в таких сервисах, создают потребность в эффективных методах персонализации контента и рекомендаций. В этом контексте применение нейронных сетей становится весьма актуальным.

Нейронные сети, основанные на искусственном интеллекте, способны анализировать обширные наборы данных, выявлять скрытые закономерности и предсказывать предпочтения пользователей. Это позволяет создавать более точные и персонализированные рекомендации, учитывая индивидуальные интересы, предпочтения и поведенческие особенности каждого пользователя.

Применение нейронных сетей в социальных сетевых сервисах не только повышает удовлетворенность пользователя, предоставляя им контент, соответствующий их интересам, но и способствует увеличению вовлеченности. Это особенно важно в условиях информационного перенасыщения, когда пользователи сталкиваются с большим объемом контента каждый день.

Преимущества такого подхода включают улучшение пользовательского опыта, увеличение времени, проведенного пользователями в приложениях, и, как следствие, повышение лояльности. Также, более точные рекомендации могут способствовать эффективному монетизации контента через таргетированную рекламу.

Применение нейронных сетей для улучшения рекомендаций и персонализации в социальных сетевых сервисах не только соответствует текущим тенденциям развития цифрового общества, но и открывает новые перспективы в обеспечении более качественного взаимодействия пользователей с контентом, делая эту тему крайне актуальной и перспективной.

Степень разработанности темы ВКР. Применение нейронных сетей для улучшения рекомендаций и персонализации в социальных сетевых сервисах

Тема «Применение нейронных сетей для улучшения рекомендаций и персонализации в социальных сетевых сервисах» является достаточно разработанной и актуальной в современной науке, и практике. Существует множество исследований и статей, как российских, так и зарубежных, посвященных этой теме:

- В исследовании «Проблемы и перспективы применения нейронных сетей в сфере образования» автор Т. М. Шамсутдинова рассматривает возможности использования нейронных сетей для адаптации обучающих сред и траекторий, а также для автоматизации проверки работ студентов.

- В исследовании «Нейронные сети: практическое применение» автор Ефремова Н.¹ рассказывает о своем опыте работы с нейронными сетями в различных областях, в том числе в социальных сетях. Она приводит примеры использования нейронных сетей для анализа тональности текстов, распознавания лиц и эмоций, генерации контента и рекомендаций.

- В исследовании «Актуальность использования нейросетей в образовательных целях» авторы Хабибуллин И.Р, О. В. Азовцева, А. Д. Гареев² обосновывают необходимость применения нейросетей в образовании для оптимизации персонализации обучения. Они также описывают основные виды нейросетей и их преимущества.

Кроме того, существуют различные готовые нейронные сети, которые используются для улучшения рекомендаций и персонализации в социальных сетевых сервисах:

- YouTube использует нейронную сеть Deep Neural Network (DNN) для ранжирования видео и предоставления персонализированных рекомендаций пользователям.

¹ Нейронные сети: практическое применение [Электронный ресурс]: URL: <https://highload.ru/2016/abstracts/2417.html> (дата обращения 09.01.2024) Загл. с экрана Яз. рус.

² Актуальность использования нейросетей в образовательных целях [Электронный ресурс]: URL: <https://moluch.ru/archive/460/101127/> (дата обращения 11.01.2024) Загл. с экрана Яз. рус.

- Netflix использует нейронную сеть Wide & Deep Learning для генерации рекомендаций фильмов и сериалов, учитывая, как общие, так и индивидуальные предпочтения пользователей.

Объектом исследования в рамках ВКР является поведение пользователей в социальных сетях

Предметом исследования являются методы улучшения рекомендаций и персонализации контента с использованием нейронных сетей.

Целью ВКР является применение нейронных сетей для улучшения рекомендаций и персонализации в социальных сетевых сервисах.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- 1) Рассмотреть методы построения рекомендательных систем на основе нейронных сетей.
- 2) Отобрать нейронные сети для рекомендаций
- 3) Разработать и реализовать рекомендательную систему на основе музыкальных предпочтений пользователей.

Объектом исследования в рамках ВКР является поведение пользователей в социальных сетях

Предметом исследования являются методы улучшения рекомендаций и персонализации контента с использованием нейронных сетей

Теоретико-методологическая основа ВКР:

1) Для решения задачи «Методы построения рекомендательных систем на основе нейронных сетей» исследованы современные методы машинного обучения (глубокое обучение и обучение с подкреплением), для создания эффективных рекомендательных систем.

Особое внимание уделено архитектурам нейронных сетей, способным обрабатывать большие объемы неструктурированных данных и обеспечивать персонализированные рекомендации в реальном времени.

Также были изучены альтернативные методы машинного обучения, такие как коллаборативная фильтрация, контент-ориентированный подход и

гибридные системы. Эти методы позволяют анализировать поведение пользователей и их взаимодействие с контентом для формирования точных и персонализированных рекомендаций. Также уделено внимание разработке алгоритмов, способных адаптироваться к изменяющимся предпочтениям пользователей и динамике социальных сетевых сервисов и языку программирования Python и библиотекам для машинного обучения.

2) Для решения задачи «Отбор нейронных сетей для рекомендации» проведен анализ различных типов нейронных сетей, таких как сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN), и сети прямого распространения. Выбор основан на их способности к обработке и анализу данных, характерных для социальных сетевых сервисов. Также внимание акцентировано на программное обеспечение для создания нейронных сетей.

3) Для решения задачи «Разработка и реализация рекомендательной системы на основе музыкальных предпочтений пользователей» проведена серия этапов, включающих сбор данных, предварительную обработку, построение и обучение модели, а также тестирование системы и предложение рекомендаций.

Программное обеспечение для решения задачи:

- Pandas: Библиотека для анализа данных и их предварительной обработки.
- NumPy: Библиотека для работы с массивами данных и выполнения численных операций.
- SciPy: Библиотека для научных и технических вычислений, используемая для создания разреженных матриц.
- Scikit-learn: Библиотека для машинного обучения, используемая для нормализации данных и построения модели.

Структура выпускной квалификационной работы представлена введением, тремя главами, заключением, списком использованных источников и тремя приложениями.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

В первой главе подробно обсуждаются методы построения рекомендательных систем на основе нейронных сетей, начиная с глубокого обучения и обучения с подкреплением. Глубокое обучение описывается как метод, основанный на иерархическом представлении данных с использованием множества слоев обработки, что позволяет моделям самостоятельно извлекать и обучаться сложным признакам из сырых данных. Рассматриваются такие архитектуры глубокого обучения, как сверточные нейронные сети (CNN), которые хорошо подходят для обработки изображений, и рекуррентные нейронные сети (RNN), эффективные для последовательных данных, таких как текст и временные ряды. Обсуждается использование автоэнкодеров для уменьшения размерности данных и выявления скрытых структур. Также внимание уделяется вычислительным аспектам глубокого обучения, включая использование графических и тензорных процессоров для ускорения вычислений, методы регуляризации для предотвращения переобучения, и распределенное обучение для обработки больших объемов данных.

Кроме того, в первой главе рассматриваются альтернативные методы машинного обучения, такие как коллаборативная фильтрация, контент-ориентированные подходы и гибридные системы. Коллаборативная фильтрация делится на два основных типа: метод на основе памяти и метод на основе модели. Метод на основе памяти использует известные предпочтения группы пользователей для прогнозирования предпочтений других пользователей, а метод на основе модели строит предсказательную модель на основе данных о предпочтениях пользователей. Описываются проблемы коллаборативной фильтрации, такие как разреженность данных, масштабируемость и проблема холодного старта для новых пользователей и объектов. Контент-ориентированный подход анализирует характеристики самих объектов для формирования рекомендаций, что позволяет учитывать индивидуальные предпочтения пользователя. Преимущества этого подхода включают независимость от предпочтений других пользователей и точность рекомендаций

для новых пользователей, однако он страдает от ограниченного разнообразия и трудностей с обработкой нового контента.

Гибридные системы объединяют различные подходы машинного обучения для улучшения качества и точности рекомендаций. Обсуждаются различные методы гибридизации, такие как взвешивание, смешивание, каскадирование и переключение, которые позволяют компенсировать недостатки отдельных подходов и обеспечивать более надежные рекомендации. Эти методы позволяют анализировать поведение пользователей и их взаимодействие с контентом для формирования точных и персонализированных рекомендаций. Отдельное внимание уделяется алгоритмам, способным адаптироваться к изменяющимся предпочтениям пользователей и динамике социальных сетевых сервисов. Описываются основные принципы работы таких алгоритмов и их применение в реальных сценариях.

Глава завершается обсуждением методов обучения с подкреплением, где агент учится взаимодействовать с окружающей средой для максимизации долгосрочных наград. Приводятся примеры применения этого метода в рекомендательных системах, таких как адаптация рекомендаций на основе изменяющегося поведения пользователей и достижение баланса между краткосрочными и долгосрочными целями.

Во второй главе рассматриваются применение трех основных типов нейронных сетей: сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN), и сети прямого распространения (MLP).

Сверточные нейронные сети (CNN) применяются для распознавания изображений, где они могут определять объекты и лица на фотографиях, а также для анализа видео, отслеживая движения и действия в видеопотоках. В медицинской диагностике CNN помогают анализировать медицинские изображения для выявления заболеваний. Для рекомендаций CNN полезны при анализе изображений и видео, поскольку они выявляют уникальные визуальные особенности, связанные с предпочтениями пользователя.

Рекуррентные нейронные сети (RNN) используются для обработки естественного языка, выполняя перевод текста, автоматический ответ на вопросы и создание текстов, а также для прогнозирования временных рядов, таких как анализ финансовых данных и прогнозирование погоды. Для рекомендаций RNN идеально подходят для работы с текстовыми данными, такими как посты и комментарии в социальных сетях, улавливая контекстную информацию из последовательностей слов. Они могут учитывать временные зависимости в данных, что делает их эффективными для анализа поведения пользователей во времени и предсказания их будущих интересов.

Сети прямого распространения (MLP) имеют следующую структуру: входной слой принимает исходные данные, скрытые слои обрабатывают данные через взвешенные связи, а выходной слой предоставляет результат обработки данных. Они применяются для классификации данных на основе их признаков и для регрессии, прогнозируя числовые значения на основе входных данных. Кроме того, MLP часто используются для решения задач прогнозирования и распознавания паттернов в больших объемах данных. Они являются базовым инструментом в анализе данных и служат основой для более сложных моделей, обеспечивая гибкость и адаптивность при работе с разнообразными типами данных.

Эти три типа нейронных сетей представляют основу для множества приложений в области машинного обучения и искусственного интеллекта. Их выбор и настройка зависят от конкретной задачи и типа данных, с которыми они работают. В контексте социальных сетей, где данные часто представлены в виде текста, изображений и видео, эти нейронные сети могут быть использованы для создания эффективных рекомендательных систем, способных предоставлять персонализированный контент пользователям.

Кроме того, при отборе нейронных сетей для рекомендаций важно учитывать специфику данных и задач. CNN лучше всего подходят для задач, требующих анализа визуального контента, в то время как RNN лучше справляются с задачами, связанными с текстовыми и последовательными

данными. MLP (сети прямого распространения) особенно эффективны для задач, связанных с классификацией и регрессией на основе признаков данных. Они хорошо подходят для обобщения данных и могут применяться в сценариях, где необходимо выявить скрытые паттерны и зависимости, не зависящие от временных или последовательных аспектов.

Кроме того, рассматривается программное обеспечение для создания нейронных сетей, таких как: TensorFlow и Keras.

TensorFlow — это мощная открытая библиотека для машинного обучения, разработанная командой Google Brain. Она предназначена для создания и обучения нейронных сетей, которые могут обрабатывать большие объемы данных с высокой производительностью. Эта библиотека предоставляет разработчикам мощный инструментарий для решения широкого спектра задач в области машинного обучения и искусственного интеллекта, делая его одним из самых популярных выборов в этой области.

Keras — это высокоуровневый API для создания и обучения моделей в области глубокого обучения. Он был разработан с целью облегчить процесс создания нейронных сетей, делая его более интуитивно понятным и доступным. Интеграция Keras с TensorFlow дает разработчикам лучшее из обоих миров: простоту и удобство Keras с мощностью и гибкостью TensorFlow. Это сочетание делает процесс разработки нейронных сетей более доступным и ускоряет итерационный процесс обучения и тестирования моделей.

Глава завершается обсуждением перспектив развития и интеграции альтернативных методов в существующие системы рекомендаций. Рассматриваются вопросы масштабируемости, эффективности вычислений и обеспечения конфиденциальности данных пользователей. Также подчеркивается важность персонализации рекомендаций в условиях постоянно меняющихся предпочтений пользователей и роста объема доступного контента.

В третьей главе описывается процесс создания рекомендательной системы, учитывающей музыкальные предпочтения пользователей. Включены следующие шаги:

Импорт библиотек: используются библиотеки `pandas`, `numpy`, `scipy` и `sklearn` для работы с данными, выполнения математических операций и нормализации данных. `Pandas` — это гибкая библиотека для анализа и обработки данных в языке программирования Python. Она предоставляет высокоуровневые структуры данных и множество инструментов для манипулирования, анализа и визуализации данных. `NumPy` (Numerical Python) — это фундаментальная библиотека Python для научных вычислений. Она предоставляет поддержку одномерных и многомерных массивов, а также матриц и содержит множество математических функций для быстрого и эффективного выполнения различных операций. `SciPy` (Scientific Python) — это библиотека Python для научных и технических вычислений. Она построена на основе библиотеки `NumPy` и предоставляет дополнительные модули для оптимизации, интеграции, интерполяции, обработки сигналов и изображений, статистики и многого другого. `scikit-learn` (`sklearn`) — это библиотека Python для машинного обучения. Она предоставляет простые и эффективные инструменты для анализа данных и построения предсказательных моделей. Основные возможности библиотеки включают классификацию, регрессию, кластеризацию, уменьшение размерности и предобработку данных.

Загрузка данных: входные данные загружаются из датасетов `user_scrobbles.csv` и `artist_list.csv`. Первый содержит информацию о прослушиваниях пользователей, вторые - список исполнителей.

Датасет (или набор данных) — это структурированная коллекция данных, которая может использоваться для различных целей, включая анализ, обработку, моделирование и обучение алгоритмов. Датасеты могут содержать разнообразную информацию, начиная от числовых значений и текстовых данных до изображений и звуковых записей.

Преобразование данных в словарь: исполнители преобразуются в словарь, где `artist_id` используется в качестве ключа, а `artist_name` - в качестве значения. Это упрощает доступ к информации об исполнителях.

Создание матрицы взаимодействий: используя уникальные идентификаторы пользователей и исполнителей, создается разреженная матрица взаимодействий, отражающая количество прослушиваний.

Нормализация и вычисление матрицы похожести: разреженная матрица нормализуется, а затем вычисляется матрица схожести исполнителей. Нормализация необходима для учета различий в поведении пользователей.

Функция для получения ID исполнителя по его имени: Функция принимает имя исполнителя и возвращает его идентификатор, что упрощает работу с данными.

Ввод имени исполнителя пользователем: Программа запрашивает у пользователя имя исполнителя для дальнейшего анализа.

Получение списка похожих исполнителей: На основе введенного имени вычисляются и выводятся исполнители, схожие с указанным пользователем.

Вывод результатов: Результаты отображаются в консоли, предоставляя пользователю список похожих исполнителей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Подводя итог можно сказать, что применение нейронных сетей для улучшения рекомендаций и персонализации контента в социальных сетях является важным и перспективным направлением. Эти технологии значительно улучшают пользовательский опыт, предоставляя более релевантный контент, что повышает удовлетворенность и вовлеченность пользователей.

В ходе работы были достигнуты следующие результаты:

- Проведен обзор существующих методов построения рекомендательных систем на основе нейронных сетей. Исследованы современные методы машинного обучения, включая глубокое обучение и обучение с подкреплением. Особое внимание было уделено архитектурам нейронных сетей, способным обрабатывать большие объемы неструктурированных данных и обеспечивать персонализированные рекомендации в реальном времени. В результате были выявлены ключевые преимущества и ограничения различных подходов, что

позволило определить наиболее перспективные направления для дальнейшего развития.

- Проведен анализ различных типов нейронных сетей для рекомендаций, таких как сверточные нейронные сети (CNN), рекуррентные нейронные сети (RNN), и сети прямого распространения. Оценены их способности к обработке и анализу данных, характерных для социальных сетевых сервисов. На основе этого анализа были выбраны наиболее подходящие архитектуры для решения задач персонализации контента, что позволило повысить точность и релевантность рекомендаций.

- Разработана и реализована рекомендательная система на основе музыкальных предпочтений пользователей. Этот процесс включал в себя сбор данных, их предварительную обработку, построение и обучение модели, а также тестирование системы и предложение рекомендаций.

Программное обеспечение, использованное для реализации системы, включало библиотеки Pandas, NumPy, SciPy и Scikit-learn. Эти инструменты позволили эффективно обработать данные, создать разреженные матрицы и нормализовать их, что в конечном итоге обеспечило успешное построение и обучение модели. Таким образом, данная работа демонстрирует возможности и перспективы применения нейронных сетей для улучшения рекомендаций и персонализации в социальных сетевых сервисах.