

ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ ҒЫЛЫМ ЖӘНЕ ЖОҒАРЫ БІЛІМ МИНИСТРЛІГІ

«Л.Н. ГУМИЛЕВ АТЫНДАҒЫ ЕУРАЗИЯ ҰЛТТЫҚ УНИВЕРСИТЕТІ» КЕАҚ

**Студенттер мен жас ғалымдардың
«GYLYM JÁNE BILIM - 2024»
XIX Халықаралық ғылыми конференциясының
БАЯНДАМАЛАР ЖИНАҒЫ**

**СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ
XIX Международной научной конференции
студентов и молодых ученых
«GYLYM JÁNE BILIM - 2024»**

**PROCEEDINGS
of the XIX International Scientific Conference
for students and young scholars
«GYLYM JÁNE BILIM - 2024»**

**2024
Астана**

УДК 001

ББК 72

G99

«GYLYM JÁNE BILIM – 2024» студенттер мен жас ғалымдардың XIX Халықаралық ғылыми конференциясы = XIX Международная научная конференция студентов и молодых ученых «GYLYM JÁNE BILIM – 2024» = The XIX International Scientific Conference for students and young scholars «GYLYM JÁNE BILIM – 2024». – Астана: – 7478 б. - қазақша, орысша, ағылшынша.

ISBN 978-601-7697-07-5

Жинаққа студенттердің, магистранттардың, докторанттардың және жас ғалымдардың жаратылыстану-техникалық және гуманитарлық ғылымдардың өзекті мәселелері бойынша баяндамалары енгізілген.

The proceedings are the papers of students, undergraduates, doctoral students and young researchers on topical issues of natural and technical sciences and humanities.

В сборник вошли доклады студентов, магистрантов, докторантов и молодых ученых по актуальным вопросам естественно-технических и гуманитарных наук.

УДК 001

ББК 72

G99

ISBN 978-601-7697-07-5

**©Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия
ұлттық университеті, 2024**

2. Мамырбаев Ө., Матеус М., Оралбекова Д., Жұмажанов Б., Фазылжанова А. (2023). Жетілдірілген тілдік моделі бар қазақ тілі үшін сөйлеуді автоматты түрде тануды жетілдіру. DOI:10.1007/978-3-031-42430-4_44

3. Қадырбек, Н.; Мансурова, М.; Шаманов, А.; Махарова, г. таңбалар деңгейінің тіркелген сүзгілері бар конволюциялық нейрондық желіні пайдалана отырып, сөйлеуді танудың қазақша моделін әзірлеу. Corny Big Data. Есептелген. 2023, 7, 132. <https://doi.org/10.3390/bdcc7030132>

4. Рахимова, Д., Матанов, Н., Рзагазиева, А. (2023). Word2Vec әдісі бойынша сөйлеу қабілеті нашар мектеп жасына дейінгі балаларға сөздік жасау. В: Нгуен, солтүстік каролина және т.б. Есептеу Ұжымдық Интеллект. ICICI 2023. Информатикадағы дәріс Жазбалары (), 14162 том. Спрингер, Досым. https://doi.org/10.1007/978-3-031-41456-5_15

5. Компьютерлік лингвистиканың үздік 10 дағдысы <https://www.linkedin.com/learning/top-10-skills-for-computational-linguistics/speech-recognition>

УДК 004.89

ИССЛЕДОВАНИЯ В СФЕРЕ РАЗРАБОТКИ И ИСПОЛЬЗОВАНИЯ МУЗЫКАЛЬНЫХ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

Сулейменов Олжас Тулеубекович

olzhas.suleymenov.95@mail.ru

Магистрант 1 курса кафедры Компьютерной и программной инженерии Факультета информационных технологий Евразийского национального университета им. Л.Н. Гумилева, Астана, Казахстан

Научный руководитель – Ж.С.Есенгалиева

Аннотация. Целью данной статьи является обзор существующих научных исследований и публикаций, посвященных музыкальным рекомендательным системам. Основное внимание уделено изучению различных подходов и алгоритмов, которые используются для создания эффективных и точных систем рекомендаций в музыкальной сфере. В начале статьи рассмотрены основные элементы и особенности музыкальных рекомендательных систем. Далее разобраны различные виды систем рекомендации, включая системы, основанные на популярности (popularity-based), на контенте (content-based), системы коллаборативной фильтрации (collaborative filtering), а также применение глубокого обучения в контексте музыкальных рекомендаций. Также были затронуты гибридные рекомендательные системы, которые разрабатываются для наиболее эффективного процесса рекомендации.

Ключевые слова: рекомендательная система, музыкальная рекомендательная система, коллаборативная фильтрация, акустические данные, «рекомендация, основанная на контенте», гибридные системы, глубокое обучение

Введение. В наше время количество информации и ее форм достигли очень больших масштабов, от традиционных печатных СМИ, таких как газеты и книги, до цифровых платформ, таких как социальные сети, потоковые сервисы и т.д. При таком количестве поиск релевантного, точного или увлекательного материала становится сложной задачей. Решая эту проблему, рекомендательные системы стали важнейшим инструментом для навигации в информационном мире. Данные системы, основанные на различных алгоритмах, часто включающие элементы искусственного интеллекта и машинного обучения, анализируют предпочтения и взаимодействие пользователей, а также особенности самого контента, чтобы предложить материал, который, вероятно, будет им интересен.

Музыка является одним из самых популярных видов медиа-контента. В большинстве потоковых сервисов и платформ, таких как Spotify, Apple Music, Youtube Music, которые используются для ежедневного прослушивания музыки, интегрированы музыкальные рекомендательные системы (Music Recommender System). При этом задача рекомендации

релевантной музыки имеет свои особенности. Выделяются несколько особенностей, которые отличают музыкальные рекомендательные системы от других систем, например для рекомендации фильмов или книг [1, с. 96]. Одними из самых существенных являются длительность музыкальных композиций и их количество. Средняя продолжительность песни гораздо меньше длительности стандартного фильма, также на прочтении книги обычно уходит многократно больше времени. При этом, в силу данных факторов, количество производимой, и, следовательно, прослушиваемой музыки становится больше. Кроме этого, еще одной особенностью является способ потребления музыкального контента. Зачастую музыка прослушивается последовательно, например, в виде плейлистов. Это может усложнить алгоритмы рекомендации музыки в зависимости от музыкальных предпочтений либо контекста прослушивания. Данные факторы вносят свои сложности при разработке эффективных музыкальных рекомендательных систем.

Данная статья представляет из себя обзор тенденций в сфере разработки современных музыкальных рекомендательных систем. В самом начале рассматриваются основные компоненты и уникальные черты музыкальных систем рекомендаций. Затем изучаются разнообразные типы таких систем, включая те, которые опираются на популярность композиций, содержание, а также используют коллаборативную фильтрацию и глубокое обучение в качестве основы моделей. Также обсуждаются гибридные подходы, которые создаются для оптимизации процесса рекомендаций.

Компоненты и особенности музыкальных рекомендательных систем. Музыкальные рекомендательные системы обычно включают в себя несколько ключевых элементов: это «профиль» пользователя, «профиль» музыкальной композиции и алгоритм для рекомендации на основе подготовленных профилей [2, с. 2]. Во-первых, нужно проанализировать самого слушателя. В зависимости от сложности рекомендательной системы и конечной цели могут анализироваться географические данные о пользователе, его интересы, возраст, пол и т.д. Следующим ключевым шагом является анализ музыкальной композиции. Данные о музыкальной композиции делятся на несколько уровней [3, с. 398]. Текстовые метаданные, это такие данные, которые обычно точно описывают музыкальную композицию, например название песни, композитор, жанр, обложка и т.д. Также существуют данные, которые возникают путем анализа шаблонов или категории, например, сходства между музыкальными композициями. Третий уровень метаданных – это акустические данные. Они включают в себя данные, полученные в результате анализа аудиосигнала песни, то есть, темп, тональность, инструментальность, наличие вокала и т.д.

Завершающим этапом является разработка алгоритма соединения данных по сконструированному профилю пользователя и музыкальной композиции по предпочтениям данного пользователя, а также анализу и моделированию песни.

При разработке музыкальной рекомендательной систем, кроме таких особенностей, которые были отмечены во введении, как большое количество музыкальных композиций, которые подлежат обработке и анализу, а также способу потребления музыкального контента, когда одним пользователем может быть прослушано множество композиций в разных жанрах подряд, существуют и другие проблемы. Одной из самых частых проблем при разработке системы является учет так называемой проблемы «холодного старта». Особенно хорошо данная тема рассмотрена в статье «Alleviating the new user problem in collaborative filtering by exploiting personality information» [4]. «Холодный старт» – проблема, обычно особенно актуальная для систем, основанных на коллаборативной фильтрации, которая возникает, когда рекомендательная система не может точно рекомендовать элементы в целевом домене (например в музыке) пользователю, для которого в этом домене отсутствуют данные о предпочтениях или их слишком мало. Авторы рассматривают два основных подхода: обращение к пользователю после регистрации в системе с просьбой оценить некоторые элементы, например музыкальные композиции или исполнителей, чтобы собрать информацию о предпочтениях, и использование вспомогательной информации о

предпочтениях пользователя или другой личной информации, которая может быть полезна рекомендательной системе.

В статье «Current challenges and visions in music recommender systems research» [1] представлен обзор состояния и будущих направлений развития музыкальных рекомендательных систем. В начале статьи отмечается история стремительного развития в области MRS, вызванного успехом самых разных потоковых платформ, таких как Netflix или Spotify. Авторы углубляются в особенности музыкальных рекомендаций, обсуждая влияние длительности музыкальных композиций и плейлистов, величины музыкальных каталогов и т.д. Авторы предлагают будущие направления исследований музыкальных рекомендательных систем, фокусируясь на более глубоких рекомендациях, учитывающие психологическое состояние, а также на рекомендациях с учетом контекста и культуры. Такие системы, по своей сути представляют собой гибридные системы, которые объединяют преимущества различных моделей рекомендации. Подчеркивается важность «портрета» пользователя, его эмоционального состояния и контекстуальных факторов при совершенствовании рекомендательной системы.

Виды музыкальных рекомендательных систем. К самым распространенным моделям рекомендации относятся системы на основе популярности, системы на основе контента (content-based), а также системы с коллаборативной фильтрацией (collaborative filtering). Одной из самых простых моделей для рекомендации музыки является рекомендация на основе популярности определенной композиции. Это очень простая и интуитивно понятная модель. Такая модель рекомендации может быть актуальна при проблеме «холодного старта» [2, с. 5]. Используя модель, основанную на популярности, рекомендательная система предлагает пользователю самые популярные музыкальные композиции. В случае если пользователь продолжит пользоваться сервисом, будет возможен сбор требуемых данных, и появится возможность применить более точные и сложные модели рекомендательных систем.

Другим методом рекомендации является коллаборативная фильтрация. Фильтрация, основанная на коллаборативных методах, является наиболее исследуемой и часто используемой техникой в рекомендательных системах [5]. Этот метод основан на прошлом опыте пользователя и не зависит от контекста. Рекомендательные системы на основе коллаборативной фильтрации используют систему оценок для объектов, предоставленных группой пользователей [5, с. 2]. Такая система предлагает контент на основе матрицы оценок, где в пересечении находится оценка к каждому объекту от каждого пользователя. Такая система использует только оценки, данные другими пользователями, для формирования рекомендаций. Эта модель также подразделяется на несколько подвидов. Коллаборативная фильтрация основанная на пользователях (user-based) анализирует сходства между пользователями на основе их предпочтений и действий. Коллаборативная фильтрация основанная на объекте (item-based) сосредоточена на анализе сходства между самими объектами. В данном случае рекомендация строится в зависимости от прошлых оценок пользователя на объекты, которые другие пользователи посчитали схожими. Для этого метода необходимо иметь информацию об оценках и предпочтениях пользователей по отношению к объектам.

Модели, основанные на контенте, направлены на использование данных о музыкальных композициях для рекомендации пользователям. В отличие от метода коллаборативной фильтрации такой подход составляет рекомендацию, анализируя сами музыкальные композиции песен. В общем случае, каждая музыкальная композиция представляется в виде вектора признаков (features vector), который помогает найти схожие песни. С помощью таких методов как нахождения косинусного сходства, или использования кластеризации с последующей классификацией нейронными сетями, можно определить схожесть между двумя музыкальными композициями [3, с. 401]. Также могут быть использованы и другие подходы. Например, в своем исследовании «Music-CRN: An efficient content-based music classification and recommendation network» [6] авторы разработали систему «Music-CRN» для классификации и рекомендации музыки, в которой используется метод

анализа спектрограмм музыкальных композиций. В качестве входных параметров поступают изображения спектрограмм разных музыкальных композиций, после чего, с помощью нейронных сетей происходит обработка всех изображений и нахождение сходств. В процессе рекомендации также используются и сами векторы аудио-признаков музыкальных композиций [6, с. 2311]. Результаты, проведенные авторами, показывают высокую эффективность данной модели в сравнении с некоторыми схожими технологиями.

Несмотря на высокую скорость работы и общую эффективность перечисленных моделей, каждая из них имеет свои недостатки [7, с. 861]. Проблема «холодного старта» в некоторых случаях все еще может снижать качество работы систем коллаборативной фильтрации. Также проблема масштабирования является серьезной в плане производительности, когда нужно хранить много данных о музыкальных композициях. Поэтому, зачастую разрабатываются рекомендательные системы, являющиеся слиянием нескольких разных моделей, либо использующие сложные механизмы анализа и обработки, например методы глубокого обучения.

В статье «Hybrid Recommender System for Improving Automatic Playlist Continuation» [8], авторы поделились разработкой «HybA», которая представляет из себя гибридную рекомендательную систему для обеспечения автоматического продолжения и расширения музыкальных плейлистов, что является одной из актуальных задач, стоящих перед MRS. При обработке плейлиста, который пользователь уже начал прослушивать, этот алгоритм стремится рекомендовать наиболее подходящие музыкальные композиции в качестве продолжения. Чтобы решить проблему появляющегося семантического разрыва между композициями, этот анализ проводится на двух уровнях [8, с. 1828]. Графовая модель используется для описания песен на основе тегов, метаданных или другой доступной информации, связанной с композициями. Затем рассчитывается сходство песен на основе плотности их общих связей. Кроме описания самой системы, в статье авторы также сравнивают свою модель с другими системами рекомендации, такими как LDA (Latent Dirichlet allocation), коллаборативная фильтрация и т.д.

В статье А. Эльбира и Н. Айдина "Music genre classification and music recommendation by using deep learning" [9] представлено исследование, посвященное разработке системы для классификации музыкальных жанров и рекомендации музыки с использованием методов глубокого обучения (deep learning). То есть, подобные системы вероятнее всего будут работать наиболее эффективно в больших и высокоэффективных системах. При этом авторы, при проведении исследовательского эксперимента, представили свою разработанную модель глубокой нейронной сети, которая продемонстрировала улучшенную производительность по сравнению с уже существующими классификаторами. Для оценки работы нейронной сети авторы исследования использовали набор данных «GTZAN» и применили различные алгоритмы классификации. Исследование показало потенциал глубокого обучения в улучшении систем музыкальных рекомендаций, с особым акцентом на извлечение признаков и оптимизацию модели.

Заключение. В данной статье был проведен обзор основных аспектов в области исследований музыкальных рекомендательных систем (MRS). Охватывая широкий спектр тем, были рассмотрены ключевые понятия, связанные с системами рекомендации, работа основных компонентов и некоторые особенности, которые отличают музыкальные системы рекомендации от других. Также были отмечены некоторые проблемы, возникающие при разработке музыкальных рекомендательных систем, такие как проблема масштабирования, проблема «холодного старта», которая заключается в отсутствии достаточной информации о пользователе либо об объекте для точной рекомендации.

Особое внимание было уделено различным видам рекомендательных систем: системы основанные на популярности, системы основанные на контенте и системы с коллаборативной фильтрацией. Было выяснено, что для разработки наиболее совершенной системы используется гибридный подход, когда в единую систему собираются положительные стороны каждой отдельной модели. Также могут быть использованы продвинутые методы

анализа, например использование глубокого обучения, обработка спектрограмм аудиозаписей и т.д. Эти модели представляют собой перспективные направления для дальнейших исследований и разработок в данной области.

В будущем можно ожидать появления новых, более совершенных гибридных моделей рекомендательных систем, которые будут включать глубокий контекстуальный и смысловой анализ. В наше время, с развитием больших языковых моделей (Large Language Models, LLM), таких как GPT, можно ожидать более точного семантического анализа текста и контекста песни, что позволит значительно улучшить модели, основанные на контенте, и повысит качество рекомендаций.

Таким образом, дальнейшие исследования в этой области имеют потенциал существенно улучшить качество музыкальных рекомендательных систем и предоставить пользователям более совершенный опыт прослушивания музыки.

Список использованных источников

1. Schedl M. et al. Current challenges and visions in music recommender systems research //International Journal of Multimedia Information Retrieval. – 2018. – Т. 7. – С. 95-116.
2. Garanayak M. et al. Content and Popularity-Based Music Recommendation System //International Journal of Information System Modeling and Design (IJISMD). – 2022. – Т. 13. – №. 7. – С. 1-14.
3. Song Y., Dixon S., Pearce M. A survey of music recommendation systems and future perspectives //9th international symposium on computer music modeling and retrieval. – 2012. – Т. 4. – С. 395-410.
4. Fernández-Tobías I. et al. Alleviating the new user problem in collaborative filtering by exploiting personality information //User Modeling and User-Adapted Interaction. – 2016. – Т. 26. – С. 221-255.
5. Srifi M. et al. Recommender systems based on collaborative filtering using review texts—a survey //Information. – 2020. – Т. 11. – №. 6. – С. 317.
6. Mao Y. et al. Music-CRN: An efficient content-based music classification and recommendation network //Cognitive Computation. – 2022. – Т. 14. – №. 6. – С. 2306-2316.
7. Patel D., Patel F., Chauhan U. Recommendation Systems: Types, Applications, and Challenges //International Journal of Computing and Digital Systems. – 2023.
8. Gatzoura A. et al. A hybrid recommender system for improving automatic playlist continuation //IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 2019. – Т. 33. – №. 5. – С. 1819-1830.
9. Elbir A., Aydin N. Music genre classification and music recommendation by using deep learning //Electronics Letters. – 2020. – Т. 56. – №. 12. – С. 627-629.

УДК 005.96

ТЕХНОЛОГИИ И ИНСТРУМЕНТЫ ЦИФРОВОГО УПРАВЛЕНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКИМИ РЕСУРСАМИ

Тлеужанов Сырым Нұрланұлы
syrymtleuzhanov04@gmail.com

Магистрант образовательной программы IT менеджмент Международного
Университета Астана, Астана, Казахстан
Научный руководитель Б. Ергеш

В современном обществе и сфере бизнеса все больше мелкают такие понятия как “оцифровка”, “цифровизация”. Возрастающее использование технологий привело к значительным изменениям в различных аспектах жизни общества, включая сферу управления человеческими ресурсами (HRM). Цифровое управление человеческими ресурсами