

## МЕТОДЫ ДИНАМИЧЕСКОЙ АГРЕГАЦИИ ГРУППОВЫХ ПРЕДПОЧТЕНИЙ ПРИ ФОРМИРОВАНИИ МУЗЫКАЛЬНОГО ПЛЕЙЛИСТА С УЧЕТОМ КОНТЕКСТНЫХ ФАКТОРОВ

*Зинковская Е.В.*

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники,  
г. Минск, Республика Беларусь*

*Научный руководитель: Левченко Ж.Б. – к.т.н., доцент кафедры ПИКС*

**Аннотация.** Аргументируется необходимость сбора музыкальных предпочтений в общественных местах, их агрегация, динамическое обновление плейлиста. Описываются категории методов для работы с контекстной информацией и некоторые из методов агрегации групповых предпочтений.

**Ключевые слова:** рекомендации, агрегация, музыкальный фон, алгоритм, плейлист

**Введение.** В настоящее время музыкальный фон является неотъемлемой частью различных общественных мест. Он влияет на настроение, состояние посетителей, а значит и на их активность в отношении предоставляемых общественными местами услуг. Корректность подбора музыкального плейлиста критически важна для социального комфорта посетителей и их вовлеченности в процесс удовлетворения предоставляемыми услугами. Обеспечить это можно путем сбора предпочтений, их агрегации и динамического обновления плейлиста.

**Основная часть.** Посетители имеют различные музыкальные предпочтения, что требует динамической системы рекомендаций. Однако даже для одного человека предпочтения не являются статичными, поскольку они зависят от цикличности деятельности и психоэмоционального состояния. На них влияют время суток, дни недели, праздники и события (например, вечером в будний день человек более уставший, чем утром). Согласно концепции Л. Балтрунаса [1], учет временного контекста является критически важным при подборе музыкального контента. Поэтому перед агрегацией предпочтений необходимо выполнять фильтрацию по времени суток и дням недели. В условиях общественного места с высокой ротацией посетителей фильтрация и агрегация должны выполняться итерационно. Дополнительно могут применяться и другие фильтры, например по жанрам или тематике, задаваемые автоматически или администраторами заведения. Это позволяет сохранить атмосферу и адаптировать её под посетителей.

Существует 3 основных категории методов для работы с контекстной информацией [1]:

1 Двумерные методы. Выполняют фильтрацию в соответствии с контекстуальными методами либо до создания рекомендаций, либо после.

2 Методы контекстуального моделирования. Учитывают контекстную информацию непосредственно в процессе сознания рекомендаций.

3 Гибридные методы. Комбинируют несколько подходов учета контекста.

Наиболее предпочтительно использование гибридных методов. Предварительная фильтрация формирует ограниченную базу треков, оптимизируя последующую агрегацию за счет меньшего количества производимых расчетов в сравнении с перебором всей базы треков. Это в свою очередь экономит ресурсы и оптимизирует процесс кэширования. Контекстное же моделирование позволяет сделать групповые рекомендации динамическими и более ориентированными на посетителей. Лучшее решение – объединение двух представленных подходов в гибридный метод.

Так как людей в общественном месте много, необходимо сбалансировать плейлист, чтобы он подходил «усредненному посетителю». Если один трек может не нравиться всем, то правильно подобранная очередь треков способна удовлетворить каждого или большинство.

Первый рассматриваемый метод – метод среднего значения. Он используется для формирования базового рейтинга, на основе которого строится очередь элементов, включаемых в плейлист. Расчет производится по формуле 1 [2].

$$score(G, i) = \frac{\sum_{u \in G} r^*(u, i)}{|G|}, \quad (1)$$

где  $score(G, i)$  – прогноз рейтинга для объекта  $i$  к группе  $G$ ;

$G$  – группа пользователей, предпочтения которых формируют плейлист;

$i$  – оцениваемый объект (трек);

$u$  – конкретный пользователь, входящий в группу  $G$ ;

$r^*(u, i)$  – предсказанный (реальный) рейтинг, который пользователь  $u$  поставил бы объекту  $i$ .

Метод позволяет рассчитать для каждого трека усредненную оценку предпочтений всей группы пользователей. На основе этих оценок формируется ранжированный список треков – от наиболее популярных композиций к наименее востребованным.

Второй метод называется «Балансировка без затухания». Формула 2 описывает функцию накопленной удовлетворенности пользователя [2].

$$sat(u, S) = \frac{\sum_{i \in S} r^*(u, i)}{\sum_{i \in M} r^*(u, i)}, \quad (2)$$

где  $sat(u, S)$  – уровень накопленной удовлетворенности пользователя  $u$  последовательностью объектов (треков)  $S$ ;

$i$  – конкретный объект (трек) в наборе;

$u$  – конкретный пользователь из группы;

$r^*(u, i)$  – предсказанный (реальный) рейтинг, который пользователь  $u$  поставил бы объекту  $i$ ;

$S$  – последовательность треков, которая уже сформирована к текущему моменту;

$M$  – гипотетический набор треков (той же длины, что и  $S$ ), имеющий самые высокие индивидуальные рейтинги для пользователя  $u$  во всей коллекции.

Метод балансировки без затухания базируется на расчете функции накопленной удовлетворенности, которая представляет собой отношение суммарного рейтинга проигрываемых треков к максимально возможному рейтингу конкретного пользователя. Использование данного метода обеспечивает высокую вероятность удовлетворения музыкальных предпочтений каждого посетителя. Выбор следующего трека осуществляется по принципу максимизации минимальной удовлетворенности среди всех пользователей в группе.

Третий метод – балансировка с затуханием. В этом методе наибольший вес присваивается треку, который звучит в данный момент, а веса всех остальных композиций убывают в геометрической прогрессии. Расчет производится по формуле 3.

$$sat(u, S) = \frac{\sum_{k=1}^{|S|} \gamma^{|S|-k} r^*(u, i_k)}{\sum_{l=1}^{|M|} \gamma^{|M|-k} r^*(u, i_l)}, \quad (3)$$

где  $sat(u, S)$  – уровень накопленной удовлетворенности пользователя  $u$  последовательностью объектов (треков)  $S$  с учетом забывания старых треков;

$\gamma$  – коэффициент затухания;

$k$  (или  $i$ ) – порядковый номер трека в очереди;

$i$  – конкретный объект (трек) в наборе;

$u$  – конкретный пользователь из группы;

$r^*(u, i)$  – предсказанный (реальный) рейтинг, который пользователь  $u$  поставил бы объекту  $i$ ;

$S$  – последовательность треков, которая уже сформирована к текущему моменту;

$M$  – гипотетический набор треков (той же длины, что и  $S$ ), имеющий самые высокие индивидуальные рейтинги для пользователя  $u$  во всей коллекции.

Преимущество данного подхода – актуальность формируемого плейлиста, достигаемая за счет «забывания» ранее проигранных треков. Это обеспечивается параметром затухания, благодаря которому более новые композиции получают больший вес при расчете удовлетворенности посетителя.

Предложенные методы агрегации обладают линейной вычислительной сложностью, что позволяет применять их в условиях многотысячной аудитории с учетом предварительной фильтрации отправляемых предпочтений.

Для создания более точной последовательности треков более предпочтительным является 3 вариант.

Для формирования наиболее релевантного индивидуального рейтинга, применяемого в балансировке с затуханием, можно использовать статистический анализ частоты прослушивания, представленный в формуле 4.

$$freq_{i,j} = \frac{count(i,j)}{totalCount}, \quad (4)$$

где  $i$  – конкретный пользователь;

$j$  – конкретный трек;

$freq_{i,j}$  – нормализованная частота прослушивания трека  $j$  пользователем  $i$ ;

$count(i, j)$  – количество прослушивания трека  $j$  пользователем  $i$ ;

$totalCount$  – общее количество прослушиваний всех треков пользователем  $i$  за рассматриваемый период.

**Заключение.** Правильно выбранный музыкальный фон играет значимую роль для бизнеса в сфере офлайн-услуг и розничной торговли. Исследуемые методы позволяют в динамическом режиме составлять плейлисты на основе предпочтений группы. В рассматриваемом контексте наилучшие результаты для обработки контекстной информации демонстрирует гибридный подход, тогда как для агрегации данных наиболее эффективна «Балансировка с затуханием».

#### Список литературы

1. Valera, A. Context-Aware Music Recommender Systems for Groups: A Comparative Study / A. Valera, A. Lozano Murciego, M.N. Moreno-García // *Information*. – 2021. – . – Т. 12, № 12. – С. 1-16
2. Piliponyte, A. Sequential Music Recommendations for Groups by Balancing User Satisfaction / A. Piliponyte, F. Ricci, J. Koschwitz // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2013. – № 997. – С. 6-11

UDC 004.85:004.62

## METHODS OF DYNAMIC AGGREGATION OF GROUP PREFERENCES IN MUSIC PLAYLIST GENERATION WITH CONSIDERATION OF CONTEXTUAL FACTORS

Zinkovskaya E.V.

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk, Republic of Belarus

Levchenya Zh.B. – Cand. of Sci., Associate Professor of the department of ICSD

**Annotation.** The necessity of collecting musical preferences in public spaces, their aggregation, and dynamic playlist updating are justified. Categories of methods for handing contextual information and some methods of group preference aggregation are described.

**Keywords:** recommendation, aggregation, background music, algorithm, playlist