

АЛГОРИТМ ЭФФЕКТИВНОЙ КОНТЕКСТНО-ЗАВИСИМОЙ РЕКОМЕНДАЦИИ МУЗЫКИ

Мамедли Рамиль Эльман оглы

к.ф.-м.н.,

Нижевартовский государственный университет

prog-nv@mail.ru

AN ALGORITHM FOR EFFECTIVE CONTEXT-SENSITIVE MUSIC RECOMMENDATION

R. Mammadli

Summary. Due to the growth of Internet capabilities, users are faced with difficulties in choosing music based on their worldview. Context-aware recommendation systems are widely used for music selection. To improve the capabilities of recommendation systems, important parameters are user reactions and duration of music playback. User reactions as a context have been little studied due to the difficulty of extracting feedback from user posts about specific music. The article proposes an algorithm for extracting user reactions from posts during different time intervals and presented at different levels of detail. Each piece of music obtained from the online repository VKontakte Music is presented in a triple format: (Music_id, User_id, Likes). This tuple is considered to develop several methods for providing music recommendations. Experimental tests show that the proposed method improves the performance of recommendations in terms of accuracy rate.

Keywords: user reaction, recommendation systems, data analysis, data filtering.

Аннотация. В связи с ростом возможностей Интернета пользователи сталкиваются с трудностями в выборе музыки, исходя из своих мировоззрений. Системы контекстно-зависимые рекомендации широко используются для выбора музыки. Чтобы повысить возможности систем рекомендаций, важными параметрами являются пользовательские реакции и продолжительность проигрывание музыки. Реакции пользователя как контекст мало изучен из-за сложности извлечение получения из постов пользователей по конкретной музыке. В статье предлагается алгоритм извлечения реакций пользователя из постов в течение разных временных интервалов и представленных на разных уровнях детализации. Каждый музыкальный фрагмент, полученный из онлайн-репозитория ВКонтакте Музыка, представлен в тройном формате: (Music_id, User_id, Likes). Данный кортеж рассматривается для разработки нескольких методов для предоставления музыкальных рекомендаций. Экспериментальные испытания показывают, что предлагаемый метод повышает эффективность рекомендаций с точки зрения скорости точности.

Ключевые слова: реакция пользователя, системы рекомендации, анализ данных, фильтрация данных.

Введение

Благодаря простоте использования смартфонов и персональных компьютеров ведение микроблогов становится частью повседневной жизни многих людей. Пользователи высказывают свое мнение, основываясь на том, что они видели, слышали и думали о музыке. Из-за огромного количества музыкального контента, доступного в Интернете, пользователю очень сложно выбрать музыку в соответствии со своими интересами. Крупнейшие музыкальные порталы имеют в своих онлайн-репозиториях миллионы разных песен. Это приводит пользователя в замешательство, когда он вынужден принимать решение исходя из своих собственных предпочтений, а также отнимает много времени. Существует множество музыкальных рекомендательных систем, предназначенных для предоставления любимого музыкального контента целевому пользователю с сокращенным временем поиска. Как правило, вкусы и различные предпочтения пользователя основаны на разных контекстах, таких как местоположение, время, активность, реакции, погода и т.д. Таким образом, чтобы создать эффективную рекомендацию по музыке, лучше учитывать различные контексты пользователя.

В контекстно-зависимых рекомендациях предпочтения пользователя анализируются на основе его прошлой музыкальной истории. Обычно музыкальное содержание описывается реакциями, и существует прямая связь между музыкальными эмоциями и предпочтениями пользователя. Но эмоциональный контекст чувств пользователя к конкретной музыке сложно определить. Системы рекомендаций с учетом реакций используется для извлечения эмоционального контекста из постов пользователя, которые содержат личное мнение и предпочтения пользователя в отношении музыки в определенный период времени.

В данной работе предлагается алгоритм, который привлекает реакции из постов на различных уровнях детализации в разных временных окнах, а также то, как эти реакции используются для прогнозирования, чтобы предоставить эффективные рекомендации пользователю. Эксперимент проводится на онлайн-наборе музыкальных данных ВКонтакте Музыка, полученном из API данных API ВКонтакте v5.

Основные результаты этой работы заключаются в следующем: (1) Реакции извлекаются из постов с разной степенью детализации в разные промежутки време-

ни. (2) Эмоциональный контекст пользователя, извлеченный из его поста, используется для разработки методов рекомендации музыки с учетом реакции, основанных на коллаборативной фильтрации (CF). (3) На основании прогноза пользователю рекомендуется подходящая музыка в зависимости от его текущего эмоционального состояния. (4) Проводятся разные эксперименты в разных временных окнах для улучшения производительности системы.

Обычно люди предпочитают слушать музыку в грустной ситуации, а не в счастливой. Система рекомендации, учитывающий музыку, в основном зависит от эмоционального состояния пользователя в конкретной ситуации, чтобы предоставить рекомендации. Основными алгоритмами системы являются CF и фильтрация на основе контента. Алгоритм CF работает с явной оценкой, присвоенной музыке, тогда как алгоритм фильтрации на основе контента работает путем сопоставления характеристик музыки с другой музыкой. Основная цель системы с учетом музыки — предоставить музыку, которая соответствует текущему состоянию пользователя. Таким образом, система, учитывающая эмоции, играет важную роль в привлечении внимания и предоставлении эффективных музыкальных рекомендаций. Система рекомендации с учетом музыки предлагается в различных контекстах, таких как окружающая среда и подход.

Иногда на реакцию пользователя может влиять контекст, связанный с окружающей средой, и поэтому музыкальные предложения предоставлялись пользователю на его основе. Как правило, люди предпочитают слушать песни, основанные на погодных условиях, например, дождливой погоде. Таким образом, система, учитывающая музыку и основанная на контексте, связанном с окружающей средой, работает лучше. Некоторые контексты, связанные с окружающей средой, включают время, местоположение, климатические условия и гибридный контекст. Производительность системы с учетом музыки может быть улучшена за счет включения временной информации в метод CF. Существует мобильная музыкальная система рекомендаций, который предлагает список воспроизведения музыки на основе текущего контекста пользователя, такого как погодные условия, местоположение, уровень шума или трафика. Основным недостатком таких систем, является то, что исследователю приходится маркировать музыку контекстной информацией для ее дальнейшей обработки, и это применимо только для небольших наборов данных и трудоемкого процесса.

Предлагаемая методология

Предлагаемая система состоит из двух этапов: предварительная обработка и прогнозирование. На этапе предварительной обработки алгоритм сообщает, как извлекаются реакции, и триплеты (Music_id, User_id, Likes)

формируются из поста пользователя с разными уровнями детализации в разных временных интервалах. На этапе прогнозирования на основе текущего эмоционального состояния пользователя прогнозируются рейтинги музыки и даются соответствующие рекомендации.

Предварительная обработка

Основная цель этапа предварительной обработки — сформировать кортежа (Music_id, User_id, Likes) из поста пользователя. В таблице 1 показан пост одного пользователя в разные периоды времени для музыкальных «развлечений». Этот пост содержит строки предложений с реакциями, обычный текст, такой как URL-адрес и название музыки, теги, созданные пользователем, и т.д. Каждое предложение в микроблоге представляет мнение или чувства пользователя по поводу музыки в определенный период времени.

Идентификация тройного кортежа эмоций из микроблога

Изначально пост пользователя собирается из музыкального онлайн-хранилища VK Музыка. Собранные посты обрабатываются далее для извлечения реакций пользователя с помощью следующих шагов, представленных в предлагаемом алгоритме 1.

Таблица 1.

Пример поста

ID пользователя	Текстовый контент	Временной период
722882288	[улыбка][улыбка]как красиво	23.08.2023 15:30
722882288	Очень хороший день	23.08.2023 15:33
722882288	Люблю эту песню	23.08.2023 15:45

Алгоритм 1. Предлагаемый алгоритм выделения эмоций и поиска векторов эмоций для микроблога

1. Собрать данные из онлайн-репозитория VK Музыка.
2. Построить дерево разбора для каждого предложения.
3. Извлекать слова, наречие и прилагательное, состоящие из эмоций, из дерева синтаксического анализа и создать список эмоций.
4. Пусть $em_list = \{em_word_1, em_word_2, em_word_3, \dots, em_word_n\}$
5. for $i=1$ to n
count $i = 0$
6. foreach emotion in em_list
for $i=1$ to n
if emotion = $em_list[i]$ then
count $i += 1$
if emotion in lib then
goto 6

Первоначально посты извлекаются из музыкального онлайн-хранилища. Поскольку собранный посты содер-

жит чувства пользователя в разные периоды времени, предложения в посте обрабатываются и окончательно объединяются. Реакции из каждого поста собираются путем построения дерева разбора. Реакции в дереве разбора рассматриваются как наречия и прилагательные. Для каждого поста оформляется список реакций. Эти шаги представлены шагами 1–4 в алгоритме 1. Для *em_list* в алгоритме 1 вектор реакции рассматривается как (Положительный, Отрицательный), а многозначный вектор реакции рассматривается как (Радость, Удивление, Доверие, Положительный, Гнев, Ожидание, Отвращение, Страх, Печаль, Отрицательный) и приведен в Таблице 2. Для каждой эмоции в *em_list* определяется количество слов эмоций в каждом типе *emotion*, а векторы оформляются как шаг 6 в Алгоритме 1. Если слова эмоции нет в *em_list*, то синоним слова-эмоции идентифицируется с использованием библиотеки, и шаг 6 алгоритма 1 выполняются снова.

Таблица 2.

Эмоции пользователя

Эмоции	Многозначные эмоции
1. Позитив	1. Радость
	2. Сюрприз
	3. Доверять
	4. Конструктивный
2. Негативный	5. Злость
	6. Ожидание
	7. Отвращение
	8. Страх
	9. Грусть
	10. Пессимистичный

На основе примера микроблога, приведенного в Таблице 1, и различных уровней детализации эмоций, как показано в Таблице 2, извлекаются векторы эмоций. Эмоции, извлеченные из примера микроблога, — это улыбка, энтузиазм и добро. Вектор 2d-эмоций равен (4, 0), а вектор 10d-эмоций равен (2, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0). Тройной кортеж для примера микроблога: (531325526, ((4,0), (2, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0))).

Прогноз

На этапе прогнозирования сначала на основе извлеченных эмоциональных векторов определяется сходство целевого пользователя со всеми другими пользователями. Во-вторых, значения сходства располагаются в порядке убывания, и для прогнозирования берутся *k* лучших пользователей, похожих на целевых пользователей. Наконец, ценность музыки для целевого пользователя определяется на основе извлеченного текущего эмоционального состояния целевого пользователя и из-

влеченных *k* лучших похожих пользователей. Как правило, первым рекомендуется использовать музыкальное произведение с наибольшим значением прогноза и так далее. В подразделе показаны методы CF для расчета сходства и метод прогнозирования для расчета рейтинга музыки с использованием традиционных пользовательских и музыкальных методов CF.

Пользовательский CF — UCFE

Традиционный CF находит сходство между целевым вектором эмоций пользователя с вектором эмоций всех остальных пользователей и выбирает подмножество пользователей, которые имеют наивысшие значения сходства. Затем интерес к музыкальным ценностям целевого пользователя прогнозируется на основе текущих эмоций целевого пользователя с использованием наиболее похожих пользователей. Формула для расчета сходства между пользователями приведена в уравнении 1.

$$sim(I, m) = \frac{\sum_{p \in P_I \cap P_m} \cos(e_{Ip}, e_{mp})}{\sqrt{|P_I| \times |P_m|}} \tag{1}$$

где

I — целевой пользователь, а *m* — другой пользователь в наборе музыкальных данных.

P_I — это набор музыки, которую слышит пользователь *I*, а *P_m* — это набор музыки, которую слышит пользователь *m*.

e_{Ip} — это эмоциональный контекст пользователя *I* при прослушивании музыки *p*, а *e_{mp}* — это эмоциональный контекст пользователя *m* при прослушивании музыки *p*.

$\cos(e_{Ip}, e_{mp})$ представляет значение косинусного сходства между двумя эмоциональными векторами *e_{Ip}* и *e_{mp}*.

На основании рассчитанного значения сходства с использованием уравнения 1, формула прогнозирования представлена в уравнении 2.

$$pre(I, p) = \sum_{m \in L_{I,k} \cap L_p} sim(I, m) \times \cos(e_I, e_{mp}) \tag{2}$$

где

I — целевой пользователь.

L_{I,k} — это набор топ — пользователей, близких к *I*.

L_p — это набор пользователей, которые слышали музыку *p*.

e_I — текущий вектор эмоций целевого пользователя *I*, а *e_{mp}* представляет эмоциональный контекст пользователя *m* при прослушивании музыки *p*.

Музыкальный CF MCFE

Традиционный метод CF, основанный на музыке, вычисляет сходство целевой музыки со всеми другими векторами музыкальных эмоций. Затем извлекаются *k*

лучших похожих музыкальных произведений, делают прогнозы для музыкального произведения целевого пользователя и даются рекомендации. Формула для расчета контекстно-зависимого музыкального CF приведена в уравнении 3.

$$sim(p, q) = \frac{\sum_{l \in L_p \cap L_q} \cos(e_{lp}, e_{lq})}{\sqrt{|L_p| \times |L_q|}} \quad (3)$$

где

p и q — музыкальные произведения.

L_p — это набор пользователей, которые слышали музыку p , а L_q — это набор пользователей, которые слышали музыку q .

e_{lp} — представляет эмоциональный контекст пользователя l при прослушивании музыки p , а e_{lq} представляет эмоциональный контекст пользователя l при прослушивании музыки q .

На основе рассчитанного значения сходства на основе музыки с использованием уравнения 3, формула прогнозирования определена в уравнении 4.

$$pre(l, p) = \sum_{q \in P_{p,k} \cap P_l} sim(p, q) \times \cos(e_l, e_{lq}) \quad (4)$$

где

l — целевой пользователь.

$P_{p,k}$ — это набор музыкальных произведений k , похожих на p .

P_l — набор музыкальных произведений, услышанных l .

e_l — текущий вектор эмоций целевого пользователя l , а e_{lq} представляет эмоциональный контекст пользователя l при прослушивании музыки q .

Экспериментальная оценка

В этом разделе описаны детали набора данных и анализ производительности предлагаемых контекстно-зависимых RS с традиционными алгоритмами CF (CF на основе пользователя (UCF) и CF на основе музыки (MCF)) путем рассмотрения с эмоциями и без них.

Описание набора данных

Чтобы оценить производительность предлагаемого RS, учитывающего эмоции, сканируются микроблоги из API данных VK. Набор экспериментальных данных содержит в среднем 5000 онлайн-пользователей и 2700 музыкальных произведений в форме триплета (Music_id, User_id, Likes).

Экспериментальный план и показатели эффективности

Производительность предлагаемого музыкального RS, учитывающего эмоции, оценивается на основе N луч-

ших рекомендаций, предоставленных целевому пользователю. Сначала набор музыкальных данных делится на наборы обучающих и тестовых данных с использованием метода 10-кратной перекрестной проверки. Набор тестовых данных используется для проверки эффективности метода RS на основе модели, разработанной с использованием набора обучающих данных. Во-вторых, используются традиционные методы CF и проводится несколько комбинаций экспериментов для их сравнения. Наконец, меры оценки используются для измерения результатов рекомендаций. Меры оценки, используемые для анализа результатов, включают следующее.

Частота попаданий

Частота попаданий представляет собой долю попаданий. То есть ряд музыкальных произведений в рекомендуемом списке удовлетворяют интерес целевого пользователя в текущем эмоциональном контексте. Например, тройка для тестового пользователя u_1 — это (u_1, e_{u_1}, p) . Если список рекомендованной музыки (N) пользователя u_1 содержит музыку p в эмоциональном контексте e_{u_1} , то это хит. Если нет, то это не хит. Уравнение 5 представляет собой определение коэффициента попадания.

$$\text{Частота Хита} = \frac{\text{Количество хитов}}{N} \quad (5)$$

где

N — количество рекомендаций.

Точность

Точность — это процент рекомендованного музыкального произведения, которое соответствует действительности. Формула точности приведена в уравнении 6.

$$\text{Точность} = \frac{\sum_{l \in L} |R(l) \cap T(l)|}{\sum_{l \in L} |R(l)|} \quad (6)$$

где

$R(l)$ — список музыки, рекомендуемый пользователю l .

$T(l)$ — список музыки, рекомендуемый пользователю l , который слушает l в тестовых данных.

Экспериментальный анализ предлагаемого метода с использованием традиционных методов CF

С помощью предлагаемого метода CF сравниваются два способа традиционных методов CF: на основе временного окна и на основе числа ближайших соседей. Рассмотрены традиционные методы CF, методы UCF и MCF, а также проведен эксперимент без учета и с учетом эмоций на уровнях детализации 2d и 10d. UCF с эмоциональным контекстом 2d и 10d представлен как UCFE-2d и UCFE-10d соответственно. Аналогично MCF

с эмоциональным контекстом 2d и 10d представлен как MCFE-2d.

Эти предложенные методы UCF и MCF с 2d- и 10d-эмоциями работают лучше, чем традиционные методы UCF и MCF. Эффективность методов CF с учетом эмоций пользователя при воспроизведении музыкального произведения дает лучший результат, чем методы CF без учета эмоций. В целом предлагаемый UCFE-10d дает улучшенный результат по производительности, чем все другие методы, взятые для сравнения.

Заключение

Контекстно-зависимая рекомендательная система (RS) считается одной из лучших РС в различных контекстах, таких как местоположение, активность, время, эмоции и т.д. Рекомендации, основанные на музыке, имеют прямую связь с эмоциями целевого пользователя. Хотя уже проделана большая работа, извлечь осмысленные эмоции из микроблога пользователя пока не удается. Предлагается эффективный алгоритм предварительной

обработки, который извлекает значимые эмоции с разными уровнями детализации (2d и 10d) в разных временных окнах. Эти извлеченные эмоциональные векторы пользователя используются для предоставления рекомендаций целевому пользователю на основе его текущего эмоционального контекста. Предложенный алгоритм протестирован с использованием традиционных методов совместной фильтрации (CF) с учетом и без учета эмоционального вектора пользователя. Коэффициент попадания, точность, полнота и показатель F1 предлагаемых методов тестируются на реальном наборе музыкальных данных VK, который сканируется в Интернете. Из результатов видно, что основанный на пользователях метод мелкозернистого CF с 10d-эмоциональным вектором превосходит по эффективности крупнозернистый 2d-эмоциональный вектор. В целом, 10d-эмоции с методом CF на основе пользователя считаются лучшим методом для контекстно-зависимого RS, чем другие методы CF, рассматриваемые для экспериментов. В дальнейшем работа будет продолжена и будет касаться преобразования векторов эмоций в рейтинг для повышения производительности РС.

ЛИТЕРАТУРА

1. John Riel, Joseph A. Konstan. Word of Mouse: The Marketing Power of Collaborative Filtering. Business Plus, 2002
2. Cathy O'Neil. Weapons of Math Destruction. Broadway Books, 2016
3. Cheng Z, Shen J (2014) Just-for-me: an adaptive personalization system for location-aware social music recommendation. In: Proceedings of international conference on multimedia retrieval, pp. 185. ACM
4. Kaminskas M, Ricci F, Schedl M (2013) Location-aware music recommendation using auto-tagging and hybrid matching. In: Proceedings of the 7th ACM conference on recommender systems, pp 17–24. ACM
5. Schedl M, Vall A, Farrahi K (2014) User geospatial context for music recommendation in microblogs. In: Proceedings of the 37th international ACM SIGIR conference on research & development in information retrieval, pp 987–990. ACM
6. Cebrián T, Planagumà M, Villegas P, Amatriain X (2010) Music recommendations with temporal context awareness. In: Proceedings of the fourth ACM conference on recommender systems, pp 349–352. ACM

© Мамедли Рамиль Эльман оглы (prog-nv@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»